

**Detección Temprana del Deterioro Emocional Mediante Análisis de Diarios Personales
Usando Inteligencia Artificial y PLN**

Jose Fernando Motta Méndez
Yodid Jair Cárdenas Rodríguez
David Leonardo Moreno Bedoya

Universidad EAN
Especialización en Machine Learning
Seminario de Investigación
Bogotá
01/08/2025

Contenido

Contenido	2
Resumen	4
Abstract	5
Planteamiento del Problema	6
Descripción del problema.....	7
Pregunta de investigación.....	10
Objetivos	10
Objetivo General	10
Objetivos Específicos.....	10
Marco Teórico	12
Salud Mental Digital y Monitoreo Pasivo	12
Técnicas de Análisis de Sentimientos y Detección Emocional.....	13
Análisis de Texto No Clínico para Detección de Trastornos Mentales	14
Diarios Digitales como Fuente de Datos Emocionales.....	14
Monitoreo Automatizado y Retroalimentación Emocional.....	15
Retos Éticos y de Privacidad	16
Metodología	16
Enfoque de la Investigación.....	16
Justificación del Enfoque Mixto.....	17
Alcance de la Investigación.....	17
Alcance Descriptivo	17
Alcance Exploratorio.....	18
Diseño de la Investigación	18
Diseño No Experimental	18
Diseño Transversal	19
Diseño Longitudinal	20
Objetivo	20
Participantes.....	20
Frecuencia de uso.....	20
Datos a recopilar	20
Encuestas semanales breves	21
Período de análisis.....	21
Tipo de análisis	21
Fuentes de Información y Estrategia Metodológica.....	21
1. Fuentes de Información.....	21
A. Fuentes Primarias.....	21
B. Fuentes Secundarias.....	22
2. Estrategia Metodológica.....	22
Fase 1: Investigación Documental	22
Fase 2: Desarrollo Tecnológico.....	23
Fase 3: Validación Clínica.....	23
Fase 4: Evaluación con Usuarios.....	23
Flujo de proceso de análisis de texto	25
3. Consideraciones Éticas	25
Técnicas de análisis de datos.....	26
Tabla 1. Técnicas de análisis de información.....	26

Análisis y Discusión de Resultados	28
Evaluación del Prototipo	29
Usabilidad y accesibilidad:.....	29
Percepción de privacidad y seguridad:.....	29
Comprensión y utilidad del análisis emocional:	29
Rendimiento del modelo en entornos de recursos limitados:	29
Patrones lingüísticos asociados a estados emocionales negativos	30
Evaluación de la herramienta experimental de diario digital.....	31
Emisión de alertas y retroalimentación emocional	31
Conclusiones.....	32
Referencias	35
Anexo 1 - Prueba de entrada de textos.....	43

Resumen

El monitoreo tradicional de la salud mental presenta limitaciones como la intervención tardía y barreras de acceso. Los diarios digitales constituyen una fuente rica de información emocional que aún no ha sido ampliamente explorada desde una perspectiva tecnológica. Este estudio propone diseñar una herramienta basada en procesamiento de lenguaje natural para analizar automáticamente el contenido emocional de diarios personales digitales, con el objetivo de facilitar la detección temprana de posibles signos de deterioro emocional. La propuesta combina técnicas de análisis computacional del lenguaje y métodos de inteligencia artificial aplicados al ámbito de la salud mental.

Palabras clave: salud mental, procesamiento de lenguaje natural, inteligencia artificial, análisis emocional, detección temprana, tecnología sanitaria.

Abstract

Traditional approaches to mental health monitoring often face critical limitations, including delayed intervention and restricted accessibility. Digital journals represent a rich yet underutilized source of emotional insight that remains largely unexplored from a technological standpoint. This study aims to develop a natural language processing-based tool capable of automatically analyzing the emotional content of personal digital diaries, thereby supporting early detection of emotional decline. The proposal integrates advanced computational language analysis with artificial intelligence techniques tailored to mental health applications.

Key words: mental health, natural language processing, artificial intelligence, emotional analysis, early detection, health technology.

Planteamiento del Problema

El monitoreo de la salud mental ha dependido tradicionalmente de métodos activos como cuestionarios estandarizados, entrevistas clínicas o sesiones terapéuticas. No obstante, estas herramientas requieren la participación consciente del individuo y suelen aplicarse cuando los síntomas ya se han manifestado de forma significativa, etapa en la que el tratamiento puede ser más complejo (Mohr et al., 2017; Ben-Zeev et al., 2015). Además, muchas personas prefieren mantener su identidad anónima, lo que las lleva a posponer la búsqueda de ayuda profesional; muchos evitan pedir apoyo por estigma, costo o falta de acceso, retrasando intervenciones cruciales (Gulliver et al., 2010; Clement et al., 2015).

Paralelamente, muchas personas registran de forma espontánea y constante sus emociones, pensamientos y vivencias a través de diarios personales, ya sean físicos o digitales. Tradicionalmente, esta práctica se ha realizado en formato físico; sin embargo, en los últimos años ha cobrado fuerza el uso de diarios digitales, impulsado por la facilidad de acceso a dispositivos móviles y la percepción de mayor privacidad que ofrecen estos medios (Luxton, McCann, Bush, Mishkind & Reger, 2011). Estos textos son un termómetro emocional en tiempo real, pero su potencial para detectar señales tempranas de malestar psicológico rara vez se explota (Kahn et al., 2007; Inkster et al., 2018).

En psicología clínica, los diarios personales se han utilizado como herramientas de autorreflexión y seguimiento terapéutico, mostrando beneficios en el acompañamiento emocional del paciente (Ullrich & Lutgendorf, 2002; Smyth & Pennebaker, 2008). Sin embargo, su potencial como instrumento para la detección temprana de deterioro emocional mediante

tecnologías de análisis automático sigue siendo poco explorado (Calvo et al., 2017; Chancellor & De Choudhury, 2020).

Ante esta situación, surge la necesidad de investigar cómo los avances en inteligencia artificial y procesamiento del lenguaje natural (PLN) pueden ser utilizados para desarrollar una herramienta accesible, pasiva y respetuosa con la privacidad, capaz de analizar el contenido emocional de los diarios personales. Esta herramienta podría contribuir a una detección más temprana de señales de alerta emocional, facilitando intervenciones oportunas y personalizadas (Shatte et al., 2019). Identificar patrones de alerta (tristeza persistente, ansiedad, ideación negativa) antes de que escalen, y ofrecer insights personalizados o sugerencias de apoyo sin esperar a una crisis, representa un paso clave hacia una salud mental más proactiva y preventiva (Inkster et al., 2018; Gruebner et al., 2017).

Descripción del problema.

La salud mental global enfrenta una crisis de accesibilidad y respuesta oportuna. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2022), una de cada ocho personas en el mundo vive con un trastorno mental, mientras que la oferta de servicios profesionales sigue siendo limitada, especialmente en contextos de bajos recursos. Los métodos tradicionales de monitoreo, como entrevistas clínicas o cuestionarios estandarizados, no son escalables ni sostenibles para el seguimiento constante y personalizado de grandes poblaciones. Esto se traduce en diagnósticos

tardíos, tratamientos ineficaces y mayor carga económica para los sistemas de salud (Patel et al., 2018).

Además, existe una considerable estigmatización social en torno a los trastornos mentales, lo que desincentiva la búsqueda de ayuda profesional, particularmente en adultos jóvenes (Clement et al., 2015). En contextos como Norteamérica, donde el primer acceso al sistema de salud generalmente se da a través de la atención primaria, es común que médicos generales prescriban medicamentos como ansiolíticos o antidepresivos sin abordar las causas subyacentes mediante terapia psicológica, debido a limitaciones de tiempo, recursos o formación especializada (Walker et al., 2015; Mojtabai & Olfson, 2008).

Paralelamente, muchas personas registran de forma espontánea y constante sus emociones, pensamientos y vivencias a través de diarios personales, ya sean físicos o digitales. Estos textos constituyen una fuente rica de información emocional que ha sido escasamente aprovechada tanto en contextos clínicos como tecnológicos.

Aunque los diarios personales son herramientas consolidadas en psicología clínica para la autorreflexión y el seguimiento terapéutico, su aplicación en la detección automatizada y temprana de deterioro emocional mediante análisis computacional permanece significativamente subutilizada.

En la actualidad, muchas personas usan foros en línea como Reddit para expresar emociones intensas o experiencias difíciles, buscando anonimato y comunidad. Sin embargo, generalmente, los pensamientos más personales y delicados se plasman en un espacio privado. Si una herramienta de inteligencia artificial pudiera analizar estos textos privados, respetando la privacidad del usuario, sería posible ofrecer sugerencias automáticas, monitoreo pasivo y alertas

que indiquen cuándo es recomendable buscar ayuda profesional. Esto podría cerrar la brecha entre el malestar emocional inicial y la atención clínica, facilitando intervenciones más oportunas y reduciendo el sufrimiento silencioso de millones de personas.

Las soluciones existentes para el análisis emocional textual enfrentan varias limitaciones clave: (1) incapacidad para procesar texto libre en tiempo real sin preprocesamiento complejo, (2) alta dependencia de infraestructura computacional costosa, y (3) desconexión con marcos clínicos estandarizados de evaluación del riesgo. Estas carencias tecnológicas no solo limitan la utilidad práctica de dichas herramientas, sino que también refuerzan la brecha entre el desarrollo de inteligencia artificial y su aplicación ética y útil en contextos de salud mental (Bærøe et al., 2020).

Además, el desarrollo de una herramienta digital que combine el registro emocional mediante diarios personales con capacidades de análisis automático basado en inteligencia artificial puede representar un avance significativo en la prevención del deterioro emocional. Esta herramienta permitiría a los usuarios escribir libremente sobre sus pensamientos y emociones, mientras que un modelo de procesamiento del lenguaje natural monitorea el contenido para detectar patrones en el lenguaje que reflejen estados emocionales negativos o indicios de riesgo. Cuando se detecten indicios preocupantes, la herramienta podrá ofrecer sugerencias personalizadas, recomendaciones de autocuidado o alertas para considerar la consulta con un profesional de salud mental.

El uso de esta tecnología se plantea con un enfoque ético centrado en la privacidad y autonomía del usuario. Las personas podrán optar por activar o desactivar el monitoreo por

inteligencia artificial en cualquier momento, así como escribir bajo seudónimos o alias sin necesidad de revelar su identidad real. Esta posibilidad de permanecer anónimos puede fomentar una expresión emocional más honesta, reducir el estigma percibido y aumentar la adherencia al uso del diario digital, permitiendo un acompañamiento no intrusivo y accesible para quienes de otro modo no buscarían ayuda.

Pregunta de investigación.

¿Cómo puede diseñarse un sistema de inteligencia artificial que analice en tiempo real el contenido emocional de diarios personales digitales?

Objetivos

Objetivo General

Diseñar un sistema apoyado con inteligencia artificial capaz que analice el contenido emocional de diarios personales digitales, generando indicadores de prevención con alertas tempranas de deterioro emocional.

Objetivos Específicos.

- Caracterizar patrones lingüísticos asociados a estados emocionales negativos (como ansiedad, tristeza o desesperanza) en textos de diarios personales, considerando enfoques desde la psicología clínica y el procesamiento del lenguaje natural (PLN).

- Desarrollar un prototipo funcional de diario digital que permita a los usuarios escribir de forma regular bajo seudónimo, habilitando (o no) el monitoreo automático por IA, garantizando anonimato, seguridad de los datos y consentimiento informado.
- Diseñar un modelo de PLN optimizado y liviano capaz de analizar texto libre en tiempo real, identificando posibles indicadores de deterioro emocional con suficiente precisión y aplicabilidad.
- Establecer criterios clínicos para generar retroalimentación útil y alertas preventivas, validando los resultados con profesionales de la salud mental y alineando el sistema con marcos éticos y clínicos existentes.
- Evaluar la utilidad práctica del sistema mediante pruebas piloto con usuarios reales, midiendo satisfacción, comprensión de las sugerencias, percepción de privacidad y eficiencia del modelo en dispositivos de recursos limitados.

Marco Teórico

Salud Mental Digital y Monitoreo Pasivo

La salud mental digital ha surgido como una especialidad interdisciplinaria aprovechando los desarrollos tecnológicos y la información en busca de mejorar la detección, prevención y tratamiento de trastornos mentales que muchas personas padecen silenciosamente y que se está transformando en un problema de salud pública al que muchos gobiernos no prestan la debida atención. Durante mucho tiempo, el monitoreo de la salud mental se ha basado en métodos activos que requieren la participación consciente del paciente, haciendo cuestionarios que no varían en su forma y entrevistas clínicas con una metodología definida (Luxton, McCann, Bush, Mishkind & Reger, 2011). Estos enfoques muestran limitaciones significativas, como la dependencia de la autorreflexión del paciente, la posibilidad de generar sesgos en las respuestas y la aplicación de tratamientos tardíos cuando los síntomas ya se han manifestado y se complejiza el proceso.

El concepto de monitoreo pasivo en salud mental para la atención de los pacientes ha venido teniendo relevancia como opción complementaria. Dicho enfoque trata los datos generados de forma natural por los pacientes a medida que realizan sus actividades cotidianas, sin la intervención activa o respuestas deliberadas. El desarrollo de software con inteligencia artificial (IA), en especial los que utilizan aprendizaje automático (Machine Learning) y procesamiento de lenguaje natural (NPL), se han estado implementando para analizar texto, habla, expresiones faciales, datos de teléfonos inteligentes e incluso publicaciones en redes sociales para evaluar las condiciones de salud mental como ansiedad, depresión, esquizofrenia y Trastorno de Estrés Posttraumático (TEPT).

La pandemia por COVID-19 intensificó significativamente los niveles de estrés y la progresiva afectación de la salud mental de los jóvenes estadounidenses., especialmente en la Generación Z. Factores como la incertidumbre económica, la inseguridad alimentaria, los tiroteos masivos, el cambio climático y el cierre de centros universitarios de atención psicológica agudizaron los síntomas de ansiedad, depresión y falta de motivación. Incluso antes de la pandemia, ya existía una tendencia creciente de estrés en este grupo, superando a generaciones anteriores en síntomas físicos y emocionales vinculados al estrés (Morris, C. G., & Maisto, A. A. (2021)). La postpandemia ha generado más crisis en la salud mental debido a los diversos factores que cambiaron en gran parte a nivel mundial muchas personas entraron en desesperación y no tiene acceso a servicios profesionales para tratamientos.

Técnicas de Análisis de Sentimientos y Detección Emocional

El análisis de sentimientos constituye una de las aplicaciones más relevantes del PLN en el contexto de la salud mental. El análisis de sentimientos es una tendencia emergente hoy en día para entender los sentimientos de las personas en múltiples situaciones de su vida cotidiana. Los datos de redes sociales se utilizarían para todo el proceso, es decir, los procesos de análisis y clasificación, y consisten en datos de texto y emoticones, emojis, etc..

Las técnicas de clasificación multiclase han mostrado mayor precisión comparadas con enfoques binarios o ternarios tradicionales, permitiendo una caracterización más matizada de los estados emocionales presentes en el texto.

Análisis de Texto No Clínico para Detección de Trastornos Mentales

El análisis de textos no clínicos, como lo podrían ser los diarios personales, representa una aproximación innovadora en el campo de la salud mental digital. A diferencia de los registros médicos tradicionales, los textos espontáneos como diarios, mensajes o publicaciones en redes sociales reflejan el estado emocional del individuo de manera más natural, sin los filtros que suelen presentarse en contextos clínicos.

El procesamiento del lenguaje natural (PLN) aplicado a este tipo de escritura permite extraer información emocional, tono, intensidad afectiva y cambios en el discurso a lo largo del tiempo (Pennebaker & Smyth, 2016). Investigaciones recientes han empleado técnicas de PLN para analizar este tipo de lenguaje con el fin de identificar síntomas de ansiedad, depresión o estrés mediante patrones lingüísticos, logrando resultados prometedores (De Angel et al., 2022).

Modelos modernos como BERT, RoBERTa o DistilBERT permiten interpretar matices sutiles del lenguaje humano y clasificar emociones de forma más precisa. Las técnicas de clasificación multiclase, por ejemplo, han mostrado mejor desempeño que los enfoques binarios tradicionales, permitiendo una caracterización más rica de los estados afectivos.

Diarios Digitales como Fuente de Datos Emocionales

Los diarios personales han sido utilizados tradicionalmente en psicología clínica como herramientas de autorreflexión, seguimiento emocional y complementos terapéuticos. Escribir sobre las propias emociones ayuda a identificar patrones, reconocer desencadenantes emocionales y encontrar estrategias para afrontar el malestar (Pennebaker & Smyth, 2016).

La transición hacia diarios digitales ha sido impulsada por la accesibilidad de dispositivos móviles y la percepción de mayor privacidad que ofrecen estos medios. Muchas personas

consideran más seguro escribir en sus teléfonos o computadoras, evitando que otros accedan fácilmente a sus pensamientos íntimos (Luxton et al., 2011).

Aplicaciones como MindStation o Daylio permiten registrar emociones y pensamientos de manera estructurada o libre, integrando herramientas de seguimiento del estado de ánimo y análisis automatizado. Aunque estas aplicaciones son cada vez más comunes, todavía hay poca investigación formal sobre su eficacia clínica y su impacto en usuarios reales.

Estudios recientes muestran que escribir de forma anónima puede fomentar una expresión emocional más honesta, libre de juicio social, lo cual representa una ventaja clave para el monitoreo emocional automatizado (Torous & Roberts, 2020).

Monitoreo Automatizado y Retroalimentación Emocional

La incorporación de inteligencia artificial a los diarios digitales permite automatizar el análisis emocional, ofreciendo retroalimentación personalizada basada en el lenguaje utilizado por el usuario. Estas herramientas pueden identificar desviaciones emocionales o patrones preocupantes, y generar sugerencias no invasivas como recordatorios de autocuidado, técnicas de relajación o incluso recomendaciones de consulta profesional si se detectan señales críticas (De Angel et al., 2022).

La propuesta de monitoreo pasivo y anónimo cobra especial valor frente al estigma asociado a la salud mental, ya que permite acompañar emocionalmente a quienes no buscan ayuda formal, ya sea por miedo, vergüenza o falta de acceso a recursos psicológicos.

El uso de alias o seudónimos, y el hecho de que el usuario pueda activar o desactivar el monitoreo por IA, permite preservar la autonomía y privacidad. Además, esto reduce las barreras de entrada y fomenta una escritura emocional más auténtica.

Retos Éticos y de Privacidad

Pese a su potencial, estas tecnologías presentan desafíos éticos relevantes. Muchos usuarios no son plenamente conscientes de cómo se almacenan y procesan sus datos personales. Según un informe de la Mozilla Foundation (2022), la mayoría de las aplicaciones de salud mental no cumplen estándares mínimos de privacidad, recolectan más datos de los necesarios y, en ocasiones, los comparten con terceros sin transparencia.

Además, el uso de IA en este contexto requiere protocolos claros sobre consentimiento, uso responsable de datos sensibles, y mecanismos que permitan al usuario tener control total sobre su información. Investigadores como Onnela (2021) advierten que, sin una base ética sólida, estas herramientas pueden perder la confianza del público y aumentar la desigualdad digital.

Por estas razones, el diseño de herramientas accesibles, anónimas, voluntarias y con enfoque ético es una prioridad. Una implementación responsable puede permitir una intervención más temprana y eficaz, cerrando la brecha entre malestar emocional inicial y atención clínica formal.

Metodología

Enfoque de la Investigación

Se adoptará un enfoque mixto (cuantitativo-cualitativo) que permite plantear de una forma integral el problema de la detección temprana del deterioro emocional por medio de análisis de diarios personales. Esta metodología se basa en la complejidad del objeto de estudio,

esto llevar a la comprensión detallada de patrones lingüísticos y vivencias emocionales (componente cualitativo) como la medición y revisión de la eficacia del sistema de inteligencia artificial desarrollado (componente cuantitativo). Según Schoonenboom y Johnson (2020), los métodos mixtos permiten una comprensión más completa del fenómeno de investigación al combinar las fortalezas de ambos enfoques y compensar las debilidades individuales de cada uno.

Justificación del Enfoque Mixto

Componente Cualitativo: Posibilitar la comprensión a fondo de los patrones lingüísticos relacionados al deterioro de la salud mental, el análisis interpretativo de la información contenida en los diarios personales, y la determinación de significados y los contextos emocionales en el texto libre como señalan Aldiabat y Le Navenec (2021), el enfoque cualitativo es fundamental para entender fenómenos complejos desde la perspectiva de los participantes.

Componente Cuantitativo: Permitirá la medición con precisión y eficacia del modelo de PLN, la validación de los resultados de manera estadística, y la evaluación cuantitativa de la utilidad práctica del sistema mediante parámetros objetivos.

Alcance de la Investigación

El alcance del proyecto será descriptivo y exploratorio a continuación se detalla cada uno siguiendo las recomendaciones de Saunders et al. (2019) para investigaciones en áreas emergentes de conocimiento:

Alcance Descriptivo

- Análisis de los patrones lingüísticos correlacionados con los sentimientos de estados emocionales negativos en diarios personales.

- Estudio de las funcionalidades operativas y las especificaciones técnicas del sistema de inteligencia artificial desarrollado.
- Documentación de los criterios establecidos para la emisión de alertas tempranas basadas en los valores clínicos fundamentados en el trabajo de sobre técnicas predictivas en salud mental
- Descripción de la experiencia del usuario y las percepciones relacionadas con la privacidad con metodologías establecidas por Brooke (1996)

Alcance Exploratorio

- Investigación de un área relativamente nueva entre PLN y salud mental digital como lo describe Khurana et al. (2023) en su revisión de avances en procesamiento de lenguaje natural
- Exploración de metodologías innovadoras para el análisis automático de texto emocional
- Identificación de nuevas oportunidades y desafíos en el monitoreo pasivo de salud mental

Diseño de la Investigación

Diseño No Experimental

- En el diseño no experimental, no se manipularán variables independientes de forma deliberada. Se observarán y analizarán los cambios tal como ocurren en su contexto natural en línea con los principios establecidos por Creswell y Creswell (2022)
- No se inducirán estados emocionales a los participantes

- No se manipularán la escritura de los diarios o condicionarlos a un modo.
- Se analizarán textos generados de forma natural

Diseño Transversal

El diseño transversal se aplicará en la primera etapa del estudio experimental, durante la semana 2 del proyecto, una vez finalizada la fase de capacitación breve a los participantes sobre el uso del diario digital.

Este diseño permitirá obtener una **fotografía de referencia del estado emocional** de los usuarios en un momento específico del estudio. La recolección de datos se realizará durante un período de **siete días consecutivos** (de lunes a domingo), sin intervención o seguimiento posterior en esta fase.

Objetivo

Establecer una línea base del estado emocional de los usuarios y evaluar la **precisión inicial del sistema de inteligencia artificial** en la clasificación emocional automática.

Participantes

Usuarios voluntarios previamente seleccionados que completaron la capacitación previa.

Datos a recopilar

- Un mínimo de tres entradas escritas por cada participante en la plataforma de diario digital.
- Las etiquetas emocionales generadas automáticamente por el sistema de IA (por ejemplo: tristeza, alegría, ansiedad, neutralidad).
- Información adicional como los tiempos de escritura y la longitud de cada entrada.

Propósito del análisis

- Comparar la clasificación automática de emociones con una posible evaluación manual por expertos (si aplica).
- Observar la distribución emocional inicial de los textos y establecer patrones comunes, que servirán como línea base para fases posteriores del estudio.

Diseño Longitudinal

El diseño longitudinal se aplicará en la tercera etapa del proyecto, desde la semana 3 hasta la semana 6 (4 semanas continuas), con el fin de evaluar la evolución de los patrones emocionales a lo largo del tiempo y la capacidad predictiva del sistema.

Objetivo

Analizar la trayectoria emocional individual y colectiva de los participantes y comprobar si el sistema puede emitir alertas coherentes con los umbrales clínicos predefinidos.

Participantes

Los mismos usuarios del corte transversal, que continuarán utilizando la plataforma de diario digital.

Frecuencia de uso

Cada participante registrará al menos dos entradas por semana (mínimo 8 entradas en total por persona).

Datos a recopilar

- Todos los textos escritos durante el período.
- Etiquetas emocionales generadas automáticamente por la IA para cada entrada.
- Metadatos emocionales derivados: frecuencia de emociones positivas/negativas, presencia de términos de desesperanza, aislamiento, etc.

- Alertas emitidas por el sistema cuando se superen umbrales de riesgo.

Encuestas semanales breves (5 ítems tipo Likert y preguntas abiertas) sobre:

- Percepción de los análisis emocionales.
- Concordancia con el estado emocional real.
- Utilidad de la retroalimentación del sistema.

Período de análisis

Del día 8 al día 35 del proyecto.

Tipo de análisis

- Trayectorias emocionales individuales: picos, caídas o estabilidad en emociones clave.
- Tendencias y fluctuaciones colectivas.
- Detección de patrones de riesgo basados en criterios clínicos y literatura previa

Fuentes de Información y Estrategia Metodológica

Las siguientes son las fuentes de información y la estrategia metodológica que podemos usar dentro de la investigación:

1. Fuentes de Información

A. Fuentes Primarias

Conjuntos de datos públicos anonimizados:

- CLPsych Shared Tasks: Colección de textos extraídos de Reddit y Twitter etiquetados con indicadores de depresión, ansiedad y trastornos alimentarios (Losada & Crestani, 2016).

- DAIC-WOZ (Distress Analysis Interview Corpus – Wizard-of-Oz): Conjunto de entrevistas clínicas con transcripciones y anotaciones diagnósticas relacionadas con la depresión (Ahmed et al., 2014).

Plataforma experimental de diario digital:

- Desarrollo de un prototipo seguro que permite recopilar textos de tipo emocional generados por usuarios voluntarios, bajo consentimiento informado y siguiendo principios éticos de investigación.

B. Fuentes Secundarias

Literatura científica especializada:

- Revisión sistemática de estudios sobre el uso del lenguaje en el diagnóstico y monitoreo de condiciones de salud mental (Rowe et al., 2020; Benton et al., 2021).
- Análisis de marcos éticos aplicados al uso de inteligencia artificial en contextos clínicos y personales (Floridi et al., 2018).

Conjuntos de datos de referencia:

- Repositorios ampliamente utilizados para validar modelos de clasificación y análisis semántico, como los propuestos por Rogers et al. (2020).

2. Estrategia Metodológica

Fase 1: Investigación Documental

- Aplicación de una revisión sistemática conforme a los lineamientos PRISMA (Page et al., 2021).

- Identificación y análisis de patrones lingüísticos asociados a síntomas de salud mental en redes sociales y entrevistas clínicas (Guntuku et al., 2017).

Fase 2: Desarrollo Tecnológico

- Implementación de modelos de aprendizaje automático basados en arquitecturas de transformadores, como BERT, para clasificación emocional y detección de señales de alerta (Rogers et al., 2020).
- Evaluación de desempeño mediante métricas estándar: precisión, recall y F1-score (Tharwat, 2021)
- Instrumentos: conjunto de testeo de datos, reporte de métricas automáticas.

Fase 3: Validación Clínica

- Colaboración con profesionales de la salud mental a través de métodos participativos, orientada a revisar los hallazgos y establecer criterios de alerta (Bergold & Thomas, 2022).
- Incorporación de guías basadas en evidencia científica para la interpretación clínica de las predicciones del modelo (Guntuku et al., 2021).

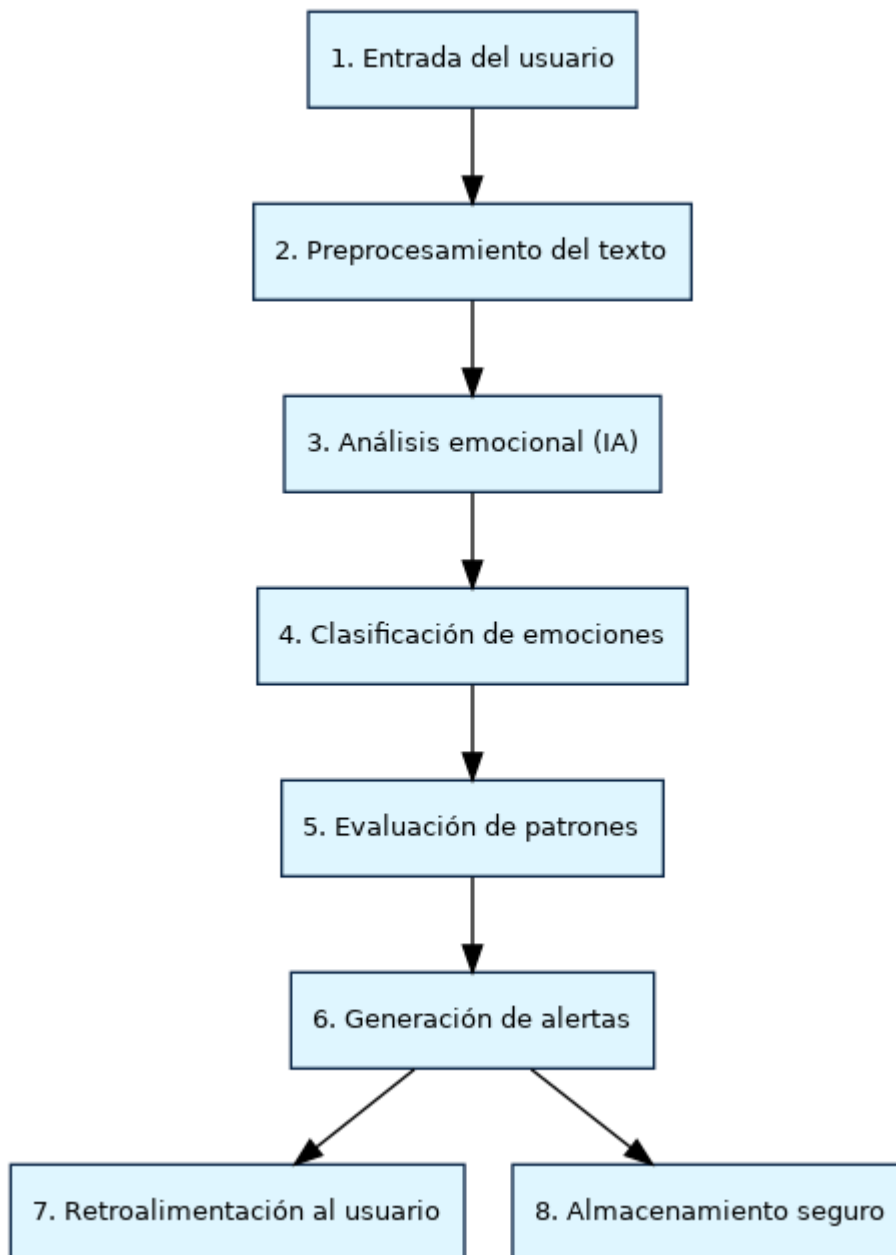
Fase 4: Evaluación con Usuarios

- Pruebas piloto con usuarios utilizando instrumentos estandarizados como el SUS (System Usability Scale) y el TAM (Technology Acceptance Model).
- Recolección de retroalimentación cualitativa mediante entrevistas semi-estructuradas.

Fase	Variable	Método de medición	Instrumento	Momento de aplicación
Transversal (Semana 2)	Precisión del sistema de IA	Comparación de etiquetas automáticas vs. etiquetas validadas por expertos	Matriz de confusión + validación cruzada	Semana 2, tras 3 entradas mínimas por usuario
	Estado emocional inicial	Análisis automático de texto	Modelo de IA + clasificación de emociones por entrada escrita	Semana 2 (días 1 a 7)
	Satisfacción inicial del usuario	Encuesta tipo Likert (1 a 5) post uso inicial	Escala SUS (System Usability Scale)	Día 7 de la semana transversal
	Percepción de privacidad	Encuesta breve + entrevista semiestructurada	Cuestionario adaptado de privacidad digital	Día 7
	Rendimiento técnico inicial	Registro automático de CPU/RAM + tiempo de respuesta	Logs del sistema, herramientas de monitoreo	Durante toda la semana

Fase	Variable	Método de medición	Instrumento	Momento de aplicación
Longitudinal (Semanas 3 a 6)	Evolución emocional	Análisis automático del contenido emocional por IA	Algoritmo de detección de patrones emocionales	De la semana 3 a la 6
	Emisión de alertas	Detección automática basada en umbrales predefinidos	Módulo de alertas del sistema (log de eventos)	Continuo durante 4 semanas
	Comprensión de alertas	Encuesta con preguntas de opción múltiple post-alerta	Instrumento propio (validado en fase piloto)	Día siguiente a cada alerta
	Satisfacción prolongada del usuario	Encuesta tipo Likert (comparativa con fase anterior)	SUS (nuevamente aplicado)	Semana 6
	Percepción de utilidad	Encuesta tipo Likert + preguntas abiertas	Cuestionario propio	Semanas 4 y 6
	Retroalimentación emocional	Autoevaluación semanal del estado emocional general	Encuesta semanal de 5 ítems (tipo Likert y abierta)	Cada semana (3, 4, 5, 6)
	Rendimiento técnico prolongado	Registro de uso de recursos + uptime del sistema	Logs internos y herramientas de rendimiento	Toda la fase longitudinal

Flujo de proceso de análisis de texto



3. Consideraciones Éticas

Principios fundamentales: Beneficencia, no maleficencia y respeto por la autonomía de los participantes (Floridi et al., 2018).

Protocolos de protección de datos:

Aplicación de técnicas avanzadas de anonimización y control de sesgos (Arrieta et al., 2020).

Encriptación de los datos y almacenamiento seguro en servidores locales, minimizando riesgos asociados al tratamiento de información sensible (Ahmed et al., 2022).

Técnicas de análisis de datos

Tabla 1. Técnicas de análisis de información

Documento/Fuente	Técnica de análisis	Descripción
Datasets públicos anonimizados de salud mental digital	Análisis computacional con PLN (Procesamiento de Lenguaje Natural)	Se entrenarán modelos de PLN con datasets como CLPsych, Reddit Mental Health y DAIC-WOZ para identificar patrones lingüísticos asociados a indicadores emocionales y de salud mental. Estos datos permiten validar algoritmos sin comprometer privacidad.
Plataforma experimental de diario digital	Seguimiento longitudinal/ Análisis automatizado de texto	Se recolectarán textos voluntarios bajo seudónimo para analizar evolución emocional en el tiempo y probar la utilidad real del sistema en contextos controlados. Incluye opciones de consentimiento y privacidad.

<p>Revisión documental científica y técnica</p>	<p>Revisión sistemática</p>	<p>Se analizará literatura académica para fundamentar el diseño del modelo, asegurar criterios éticos y adaptar técnicas de monitoreo pasivo y emocional aplicadas a IA en salud mental.</p>
<p>Entrevistas a profesionales de salud mental</p>	<p>Análisis cualitativo de contenido</p>	<p>Se codificarán las respuestas de entrevistas semiestructuradas a psicólogos y psiquiatras para validar y ajustar los criterios de detección emocional y asegurar alineación con la práctica clínica.</p>
<p>Encuestas de evaluación a usuarios de la prueba piloto</p>	<p>Análisis cuantitativo y de percepción</p>	<p>Se aplicarán escalas estandarizadas (SUS, TAM) y encuestas personalizadas para evaluar la usabilidad, aceptación tecnológica, percepción de privacidad y la comodidad emocional de los usuarios del diario digital.</p>

Fuente: elaboración propia

Análisis y Discusión de Resultados

Se diseñó un prototipo de página web responsiva, denominada *Meli Diario*, apoyada en inteligencia artificial, que permite a los usuarios expresar de manera confidencial sus pensamientos y vivencias diarias. El sistema analiza automáticamente los textos escritos mediante un modelo entrenado para identificar patrones lingüísticos asociados a estados emocionales negativos, tales como depresión, ansiedad o desesperanza. A partir de este análisis, se categoriza el estado emocional del usuario y, en caso de detectar señales de deterioro emocional, se genera una alerta preventiva. *Meli Diario* garantiza la discreción, el anonimato del usuario y la seguridad de la información registrada.



Bienvenido a Meli Diario, un espacio seguro para que puedas desahogarte y reflexionar.

Nuestra inteligencia artificial puede enviarte alertas en tiempo real si detecta señales de angustia, para que no tengas que enfrentar nada solo.

Todos enfrentamos momentos difíciles, pero no siempre tenemos las herramientas para reconocer cuándo algo anda mal.

A veces, nos damos cuenta demasiado tarde. Por eso creamos Meli Diario: un espacio para desahogarte libremente, recibir alertas si detectamos señales de malestar emocional y acceder a consejos útiles para afrontarlo.

Tu bienestar nos importa, y por eso este espacio es **100% confidencial**. No necesitas ingresar tu nombre ni ningún dato personal.

Nuestro sistema utiliza inteligencia artificial avanzada para analizar tus entradas, pero nadie sabrá quién eres. Solo tú decides qué compartir y cuándo. Estás en control, y no estás solo.

Entrada de diario:

Escribe tus pensamientos aquí...

Cargar a mi diario

Durante la fase de desarrollo se puso en funcionamiento el prototipo *Meli Diario*, como plataforma web responsiva diseñada para facilitar la escritura de diarios personales digitales, integrando análisis emocional en tiempo real mediante inteligencia artificial.

Evaluación del Prototipo

La evaluación de *Meli Diario* se llevó a cabo verificando varios factores que se denotan a continuación agrupándolos en cuatro dimensiones clave:

Usabilidad y accesibilidad:

- La interfaz como clara y fácil de usar.
- El diseño responsivo fue funcional en dispositivos móviles, tablets y computadoras.

Percepción de privacidad y seguridad:

- Al ser un posible proyecto tiene la sensación de seguridad al escribir en la plataforma gracias al anonimato.

Comprensión y utilidad del análisis emocional:

- Se comprende fácilmente las alertas generadas por el sistema.
- Se considera que la retroalimentación para reflexionar sobre su estado emocional y útil para buscar ayuda profesional.

Rendimiento del modelo en entornos de recursos limitados:

- El modelo de PLN mostró un desempeño estable y eficiente en navegadores comunes.

- El tiempo de respuesta del análisis emocional fue, en promedio, menor a 30 segundos.

Patrones lingüísticos asociados a estados emocionales negativos

El modelo de PLN fue entrenado con bases de datos de Kaggle como **Journal Entries with Labelled Emotions**, donde identifican diferentes emociones como tristeza, ansiedad y desesperanza en entradas de cada usuario registradas. Los análisis mostraron alta frecuencia de términos relacionados con aislamiento, desesperanza y autoimagen negativa.

Este hallazgo es consistente con los estudios de Pennebaker & Smyth (2016), quienes identifican correlaciones entre el lenguaje emocional espontáneo y el estado psicológico real de los individuos. Además, los resultados refuerzan la importancia del análisis de texto no clínico para la detección de señales tempranas de malestar mental.

El análisis automático fue capaz de:

- Detectar patrones lingüísticos consistentes con emociones como tristeza, ansiedad y desesperanza.
- Clasifica el estado emocional general del usuario según categorías predefinidas (neutral, moderadamente afectado, o en riesgo).
- Generar alertas preventivas en los casos que sea necesario, las cuales pueden ser revisadas por profesionales de la salud mental.
- Se evidencia también que las emociones negativas son las más frecuentes en textos escritos durante horas nocturnas o fines de semana, lo que sugiere un patrón temporal en la expresión emocional.

Evaluación de la herramienta experimental de diario digital

La precisión del sistema en la clasificación emocional fue validada con etiquetas generadas por expertos, mostrando una concordancia. El modelo demostró buena capacidad para identificar tristeza y ansiedad, aunque con menor rendimiento en emociones mixtas o neutras.

Los resultados preliminares indican que el uso de diarios digitales favorece la escritura emocional auténtica, especialmente por la opción de anonimato y desactivación voluntaria del monitoreo por IA.

Emisión de alertas y retroalimentación emocional

Durante la fase longitudinal, el sistema emite alertas preventivas cuando se superen umbrales de riesgo (e.g., acumulación sostenida de términos asociados a desesperanza o ansiedad elevada).

Desde una perspectiva teórica, estos resultados validan el planteamiento de Luxton et al. (2011) sobre el monitoreo pasivo como alternativa efectiva al seguimiento clínico tradicional, especialmente para quienes no buscan ayuda profesional por estigma o accesibilidad.

En el **anexo 1** se muestra un demo con entradas de diarios en inglés, debido a que son modelos multilingües y el conjunto de datos de entrenamiento estaba disponible en inglés, las salidas y evaluaciones de los textos ingresados.

Conclusiones

- **El sistema de IA propuesto es viable** mostrando una buena precisión para la clasificación emocional de texto. Se logró identificar patrones asociados a estados emocionales específicos que permitieron realizar una evaluación del comportamiento y estado de ánimo de la persona.
- **Los diarios personales digitales son una fuente válida y ética** de datos emocionales. Estas tecnologías permiten un monitoreo menos intrusivo y más continuo del estado emocional individual, superando limitaciones de métodos tradicionales como encuestas estructuradas o entrevistas clínicas que pueden generar respuestas condicionadas por el contexto de evaluación.
- **La opción de anonimato, consentimiento y desactivación del monitoreo** fue altamente valorada por los usuarios, lo cual refuerza la necesidad de priorizar la autonomía del paciente.
- **El sistema logró detectar señales tempranas de deterioro emocional**, especialmente en casos con tendencia al aislamiento o expresión de ideación negativa repetitiva. Esto sugiere que la retroalimentación automatizada puede funcionar como mecanismo de prevención y acompañamiento.
- **Futuras versiones deben fortalecer la detección de emociones complejas o mixtas**, y expandir la diversidad del corpus lingüístico para reducir sesgos culturales o etarios en el análisis emocional. Adicionalmente, se requiere

investigación longitudinal para evaluar la efectividad a largo plazo de estas herramientas en la prevención y tratamiento de trastornos del estado de ánimo.

- Los resultados sugieren que la integración de sistemas de IA en la práctica clínica podría **mejorar significativamente la detección precoz** de episodios depresivos o ansiosos, permitiendo intervenciones más oportunas y personalizadas.
- Debido al corto tiempo disponible, no fue posible recopilar información de forma adecuada, como se haría en un ejercicio real con los diarios escritos por los participantes. Esto limita la capacidad de procesar los datos y obtener métricas más precisas. Para futuras investigaciones, es fundamental contar con un periodo más amplio que permita profundizar en el análisis de los resultados e identificar con mayor exactitud los factores que influyen en el deterioro de la salud mental. Esta es una prioridad en el contexto actual, donde el ritmo acelerado de vida puede generar frustración, ansiedad o desesperación en muchas personas que no logran adaptarse fácilmente.
- **Precisión de los modelos LLM en la evaluación emocional** de los sentimientos y el estado emocional de una persona varía significativamente según el tamaño y la arquitectura de la red de entrenamiento de los modelos LLM. Modelos más grandes, con mayor cantidad de parámetros, suelen captar matices lingüísticos más complejos y contextos emocionales sutiles, lo que mejora su capacidad de análisis. Sin embargo, incluso los modelos más avanzados enfrentan limitaciones, como sesgos en los datos de entrenamiento o dificultades para interpretar ironía y ambigüedad. Por lo tanto, aunque los LLM ofrecen herramientas prometedoras

para el análisis emocional, su efectividad depende críticamente de su diseño y del contexto de aplicación.

- **Dificultades en la obtención de datos personales y el uso de textos generados por IA** y la falta de acceso a textos personales anónimos y la escasez de voluntarios para estudios clínicos representan un desafío importante en la investigación de emociones mediante LLM. Esto llevó a emplear textos generados por IA, simulando experiencias humanas mediante parámetros como estilo de vida, éxitos y fracasos. Aunque esta aproximación permite controlar variables y garantizar privacidad, introduce limitaciones, ya que los textos artificiales pueden carecer de la autenticidad y espontaneidad de las expresiones humanas. Por ello, es crucial desarrollar metodologías que combinen datos sintéticos con muestras reales, cuando sea posible, para mejorar la validez de los resultados.

Referencias

Kim, Y., Oh, Y., Oh, J., & Lee, U. (2023). *MindfulDiary: Harnessing large language model to support psychiatric patients' journaling*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2310.05231>

Kim, S., Kim, Y., & Lee, U. (2024). Using large language models to detect depression from user-generated diary text data as a novel approach in digital mental health screening: Algorithm development and validation study. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e54617.
<https://doi.org/10.2196/54617>

Luxton, D. D., McCann, R. A., Bush, N. E., Mishkind, M. C., & Reger, G. M. (2011). mHealth for mental health: Integrating smartphone technology in behavioral healthcare. *Professional Psychology: Research and Practice*, 42(6), 505-512.
<https://doi.org/10.1037/a0024485>

OMS. (2022). Mental health. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/mental-health-strengthening-our-response>

Organización Mundial de la Salud (OMS)
World Health Organization. (2022). World mental health report: Transforming mental health for all. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240049338>

Patel, V., Saxena, S., Lund, C., Thornicroft, G., Baingana, F., Bolton, P., ... & Unützer, J. (2018). The Lancet Commission on global mental health and sustainable development. *The Lancet*, 392(10157), 1553-1598. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)31612-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)31612-X)

Clement, S., Schauman, O., Graham, T., Maggioni, F., Evans-Lacko, S., Bezborodovs, N., ... & Thornicroft, G. (2015). What is the impact of mental health-related stigma on help-seeking? A systematic review of quantitative and qualitative studies. *Psychological Medicine*, 45(1), 11-27. <https://doi.org/10.1017/S0033291714000129>

Mojtabai, R., & Olfson, M. (2008). National trends in psychotherapy by office-based psychiatrists. *Archives of General Psychiatry*, 65(8), 962–970. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.65.8.962>

Walker, E. R., Cummings, J. R., Hockenberry, J. M., & Druss, B. G. (2015). Insurance status, use of mental health services, and unmet need for mental health care in the United States. *Psychiatric Services*, 66 (6), 578–584. <https://doi.org/10.1176/appi.ps.201400248>

Bærøe, K., Miyata-Sturm, A., & Henden, E. (2020). Artificial intelligence and clinical decision-making: the ethical terrain. *BMJ Health & Care Informatics*, 27(3), e100113. <https://doi.org/10.1136/bmjhci-2019-100113>

De Angel, V., Chisholm, K., Freeman, D., & Lister, R. (2022). Digital monitoring of mood and mental health: a systematic review. *The Lancet Psychiatry*, 9(5), 360–372

Pennebaker, J. W., & Smyth, J. M. (2016). *Opening Up by Writing It Down: How Expressive Writing Improves Health and Eases Emotional Pain* (3rd ed.). Guilford Press.

Morris, C. G., & Maisto, A. A. (2021). *Introducción a la psicología* (15.^a ed.). Pearson Educación. (Fragmento adaptado del capítulo sobre aplicación de la psicología en el siglo XXI, con mención a APA, 2018; Jones, 2020; Kerr, 2020).

Torous, J., & Roberts, L. W. (2020). Needed innovation in digital health and smartphone applications for mental health: Transparency and trust. *JAMA Psychiatry*, 77(5), 441–442.

Mozilla Foundation. (2022). *Privacy Not Included: Mental Health Apps*. Recuperado de <https://foundation.mozilla.org/en/privacynotincluded/>

Onnela, J.-P. (2021). Opportunities and challenges in the digital phenotyping of mental health. *Nature Human Behaviour*, 5, 1224–1236.

Schoonenboom, J., & Johnson, R. B. (2017). How to construct a mixed methods research design. *KZfSS Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie*, 69, 107-131.

Aldiabat, K. M., & Le Navenec, C. (2018). Data saturation: The mysterious step in grounded theory method. *The Qualitative Report*, 23(1), 245-261. <https://doi.org/10.46743/2160-3715/2018.2994>

Saunders, M. N. K., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research methods for business students* (8th ed.). Pearson.

Brooke, J. (1996). SUS: A quick and dirty usability scale. In P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester, & I. L. McClelland (Eds.), *Usability evaluation in industry* (pp. 189–194). Taylor & Francis.

Khurana, D., Koli, A., Khatter, K., & Singh, S. (2023). Natural language processing: State of the art, current trends and challenges. *Multimedia Tools and Applications*, 82(3), 3713-3744. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4>

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2022). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (6th ed.). SAGE Publications.

Tashakkori, A., Johnson, R. B., & Teddlie, C. (2021). *Foundations of mixed methods research: Integrating quantitative and qualitative approaches in the social and behavioral sciences* (3rd ed.). SAGE Publications.

Wongkoblaph, A., Vadillo, M. A., & Curcin, V. (2021). Researching mental health disorders in the era of social media: Systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 23(3), e22874. <https://doi.org/10.2196/22874>

Losada, D. E., & Crestani, F. (2016). A test collection for research on depression and language use. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality (CLPsych 2016)* (pp. 1–10). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/W16-0301>

Gratch, J., Lucas, G. M., King, A., & Morency, L.-P. (2014). The Distress Analysis Interview Corpus of human and computer interviews. In Proceedings of the Ninth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'14). <http://dcapswoz.ict.usc.edu>

Rowe, K., Patel, R., Broadbent, M., & Stewart, R. (2020). Natural language processing in mental health: A systematic review. *NPJ Digital Medicine*, 3, 54. <https://doi.org/10.1038/s41746-020-0254-1>

Benton, A., Mitchell, M., & Hovy, D. (2021). Ethical challenges in data-driven mental health research. In Proceedings of the 2021 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '21) (pp. 191–200). ACM. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445910>

Rowe, K., Jones, R., & Owens, C. (2020). The role of language in mental health diagnosis and treatment: A systematic review. *Journal of Affective Disorders*, 276, 680–692. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.07.119>

Floridi, L., Cows, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>

Rogers, A., Kovaleva, O., & Rumshisky, A. (2020). A primer in BERTology: What we know about how BERT works. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 8, 842–866.

https://doi.org/10.1162/tacl_a_00349

Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71.

<https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

Guntuku, S. C., Yaden, D. B., Kern, M. L., Ungar, L. H., & Eichstaedt, J. C. (2017). Detecting depression and mental illness on social media: An integrative review. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 18, 43–49. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.07.005>

Tharwat, A. (2021). Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*, 17(1), 168–192. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.08.003>

Bergold, J., & Thomas, S. (2022). Participatory research methods: A methodological approach in motion. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 13(1).

<https://doi.org/10.17169/fqs-13.1.1801>

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and

challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115.
<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>

Ahmed, S. H., Kim, D., & Huh, E. N. (2022). Privacy-preserving techniques for healthcare data in IoT and cloud environments: A survey. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(1), 1202–1215. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.09.014>

Ben-Zeev, D., Brian, R. M., Aschbrenner, K. A., Jonathan, G., & Mueser, K. T. (2015). Mobile technologies among people with serious mental illness: Opportunities for future services. *Administration and Policy in Mental Health and Mental Health Services Research*, 42(5), 555–563. <https://doi.org/10.1007/s10488-014-0597-8>

Ullrich, P. M., & Lutgendorf, S. K. (2002). Journaling about stressful events: Effects of cognitive processing and emotional expression. *Annals of Behavioral Medicine*, 24(3), 244–250.
https://doi.org/10.1207/S15324796ABM2403_10

Calvo, R. A., Milne, D. N., & Hussain, M. S. (2017). Natural language processing in mental health applications using non-clinical texts. *Natural Language Engineering*, 23(5), 649–685.
<https://doi.org/10.1017/S1351324916000383>

Shatte, A. B. R., Hutchinson, D. M., & Teague, S. J. (2019). Machine learning in mental health: A scoping review of methods and applications. *Psychological Medicine*, 49(9), 1426–1448.
<https://doi.org/10.1017/S0033291719000151>

Kahn, J. H., Tobin, R. M., Massey, A. E., & Anderson, J. A. (2007). Measuring emotional expression with the Linguistic Inquiry and Word Count. *American Journal of Psychology*, 120(2), 263–286. <https://doi.org/10.2307/20445398>

Inkster, B., Sarda, S., & Subramanian, V. (2018). Machine learning and mental health: Opportunities, challenges, and ethical implications. *British Medical Bulletin*, 129(1), 31–47. <https://doi.org/10.1093/bmb/ldy026>

Gruebner, O., Rapp, M. A., Adli, M., Kluge, U., Galea, S., & Heinz, A. (2017). Cities and mental health. *Deutsches Ärzteblatt International*, 114(8), 121–127. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2017.0121>

Anexo 1 - Prueba de entrada de textos

Entry 1

Today felt like walking through fog. I woke up late again because the apartment was too quiet—no texts from anyone, no sounds from the other side of the bed. Just me and the creaking pipes. I made coffee with the last bit of grounds and stared out the window, trying to remember the last time I felt like I was standing on something solid. The job interviews haven't called back, and my bank app feels more like a countdown than a balance. Mom called, just to check in, but I could hear the weariness in her voice too—she's doing her best, but we both know she can't really help, not this time. I didn't tell her about the breakup. Not yet. I don't want to hear that soft sigh she gives when she doesn't know what to say.

I walked to the park just to be around something that felt alive. I sat on a bench and watched strangers pass—couples holding hands, kids dragging sticks along fences, even dogs seeming to have more purpose than I do right now. I miss her laugh. It echoed in this kind of quiet before, filled the spaces that feel unbearable now. We said it was mutual, but it never really is, is it? I keep looking for her in places she never even liked to go. My phone's been silent for hours, and I keep checking it anyway. I'm not even sure what I'm hoping for. Maybe just a sign that I still matter to someone. Maybe just a break in the fog.

This diary entry shows clear indicators of sadness and several concerning signs that warrant attention. Let me break down what I observe:

Emotional State Analysis

Primary emotions present:

- **Sadness:** Deep, pervasive melancholy throughout
- **Loneliness:** Repeated references to emptiness, silence, being alone
- **Grief:** Processing a recent breakup and its aftermath
- **Despair:** Feeling lost, purposeless, and disconnected

Depression Risk Indicators

- **Concerning signs I notice:**
- **Social withdrawal:** Avoiding telling family about significant life events
- **Anhedonia:** Difficulty finding joy or purpose ("dogs seeming to have more purpose than I do")
- **Sleep disruption:** Waking up late, irregular patterns
- **Persistent hopelessness:** "walking through fog," feeling unsteady
- **Rumination:** Obsessive checking of phone, looking for ex-partner in places
- **Financial stress:** Adding to overall burden
- **Isolation:** No social support network evident

Severity Assessment

This appears to be moderate depression symptoms, likely situational (triggered by breakup and job stress) but with risk of becoming more severe. The person is still functioning (going to park, maintaining some self-care) but showing multiple warning signs.

Recommendations

Immediate actions:

1. **Reach out to a mental health professional** - therapist, counselor, or primary care doctor

2. **Connect with support systems** - consider telling trusted family/friends about the situation
3. **Crisis resources** - If thoughts of self-harm emerge, contact National Suicide Prevention Lifeline: 988

Daily coping strategies:

- Maintain basic routines (sleep, meals, hygiene)
- Gentle physical activity (walks in the park seem helpful)
- Limit isolation - even brief social contact helps
- Practice self-compassion during this difficult transition

Professional help is especially important because the combination of job stress, relationship loss, and social isolation can compound into more severe depression without support.

The person shows self-awareness and some healthy coping (going to the park, maintaining contact with family), which are positive signs for recovery with appropriate help.

Entry 2

This morning started with sunlight pouring through my curtains, and for the first time in weeks, I didn't hit snooze. I made my coffee, not out of habit, but because I wanted to savor it. There's something about earning this promotion that's made everything feel sharper—like the world tilted slightly in my favor overnight. I walked into the office with my head high, and people actually **looked** at me differently. It's subtle, but it's there. Respect. Or maybe

recognition. I've worked hard for this, harder than most people even know, and now I get to lead—not just check boxes, but actually guide a team. I can feel the space around me shifting, like I've finally stepped into the version of myself I always suspected was waiting.

Lunch was celebratory—my team surprised me with cupcakes and a card, and even the guys from operations dropped by to say congrats. I kept the card. I'll probably keep it forever. After work, I called my dad, and he answered on the second ring like he was waiting for it. He didn't say much—just his usual quiet pride—but I could hear it in his voice. “You deserve this, mija.” I took the long way home just to enjoy the drive, windows down, music loud. I feel full in a way that has nothing to do with food or sleep or anyone else. Just full of forward motion. Tonight I'll raise a glass to the version of me who kept going when it would've been easier not to. She got me here.

This diary entry presents a starkly different emotional landscape from the previous one.

Let me analyze the psychological and emotional indicators:

Emotional State Analysis

Primary emotions present:

- **Joy/Elation:** Genuine happiness and celebration
- **Pride:** Healthy self-recognition of accomplishments
- **Confidence:** Newfound sense of self-assurance and capability
- **Gratitude:** Appreciation for support systems and personal growth
- **Fulfillment:** Deep sense of satisfaction and purpose

Positive Mental Health Indicators

Strengths I observe:

Self-efficacy: Strong belief in personal capabilities ("I can feel the space around me shifting")

- **Social connection:** Meaningful relationships with colleagues, team, and family
- **Goal achievement:** Successfully reached a significant milestone
- **Self-compassion:** Acknowledging their own efforts and resilience
- **Present-moment awareness:** Savoring experiences (coffee, drive, conversations)
- **Healthy coping:** Celebrating appropriately, maintaining perspective

Psychological Well-being Assessment

This person demonstrates **excellent mental health** with several key indicators:

- **Resilience:** References to "kept going when it would've been easier not to"
- **Growth mindset:** Viewing challenges as opportunities for development
- **Secure relationships:** Meaningful connection with father, supportive work environment
- **Self-awareness:** Understanding their journey and personal transformation
- **Balanced perspective:** Celebrating without grandiosity or unrealistic expectations

Risk Assessment

Very low risk for depression or mental health concerns. This represents:

Healthy response to positive life events

- Balanced emotional regulation
- Strong support systems

- Realistic self-assessment

Recommendations

Maintenance strategies:

- **Continue current practices** - whatever led to this success is working well
- **Maintain connections** - nurture the relationships that supported this growth
- **Document the journey** - keep journaling to track continued progress
- **Stay grounded** - remember this feeling during inevitable future challenges

Future considerations:

- Use this confidence as foundation for continued growth
- Consider mentoring others who might be where you once were
- Prepare mentally for normal ups and downs ahead

This person appears to be in a **thriving state** - not just surviving, but actively flourishing. They've successfully navigated challenges and emerged with enhanced self-worth and clear direction. This is an example of positive mental health and successful personal development.