



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE AGUASCALIENTES

CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

DEPARTAMENTO DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

TESIS

Análisis de Patrones y Clasificador de Tendencia Suicida en Aguascalientes

PRESENTA

Daniel Alejandro Barajas Aranda

PARA OBTENER EL GRADO DE DOCTOR EN CIENCIAS APLICADAS Y
TECNOLOGIAS

TUTORES

Dra. Aurora Torres Soto

Dra. María Dolores Torres Soto

INTEGRANTE DEL COMITÉ
TUTORAL

Dr. Nefi Jacob Campos Muñoz M.D.H



DICTAMEN DE LIBERACIÓN ACADÉMICA PARA INICIAR LOS TRÁMITES DEL EXAMEN DE GRADO



Fecha de dictaminación dd/mm/aaaa: 11/09/2023

NOMBRE: Daniel Alejandro Barajas Aranda ID: 87643

PROGRAMA: Doctorado en Ciencias Aplicadas y Tecnologías LGAC (del posgrado): Inteligencia Artificial y Modelación Estadística

TIPO DE TRABAJO: (X) Tesis () Trabajo Práctico

TÍTULO: Análisis de Patrones y Clasificador de Tendencia Suicida en Aguascalientes

IMPACTO SOCIAL (señalar el impacto logrado): Se ayudo a mitigar el suicidio mediante la identificación temprana de casos a través de un clasificador de tendencia suicida

INDICAR SI NO N.A. (NO APLICA) SEGÚN CORRESPONDA:

INDICAR	SI	NO	N.A. (NO APLICA)	SEGÚN CORRESPONDA:
Elementos para la revisión académica del trabajo de tesis o trabajo práctico:				
SI				El trabajo es congruente con las LGAC del programa de posgrado
SI				La problemática fue abordada desde un enfoque multidisciplinario
SI				Existe coherencia, continuidad y orden lógico del tema central con cada apartado
SI				Los resultados del trabajo dan respuesta a las preguntas de investigación o a la problemática que aborda
SI				Los resultados presentados en el trabajo son de gran relevancia científica, tecnológica o profesional según el área
SI				El trabajo demuestra más de una aportación original al conocimiento de su área
SI				Las aportaciones responden a los problemas prioritarios del país
SI				Generó transferencia del conocimiento o tecnológica
SI				Cumple con la ética para la investigación (reporte de la herramienta antiplagio)
El egresado cumple con lo siguiente:				
SI				Cumple con lo señalado por el Reglamento General de Docencia
SI				Cumple con los requisitos señalados en el plan de estudios [créditos curriculares, optativos, actividades complementarias, estancia, predoctoral, etc]
SI				Cuenta con los votos aprobatorios del comité tutoral, en caso de los posgrados profesionales si tiene solo tutor podrá liberar solo el tutor
N.A.				Cuenta con la carta de satisfacción del Usuario
SI				Coincide con el título y objetivo registrado
SI				Tiene congruencia con cuerpos académicos
SI				Tiene el CVU del Conacyt actualizado
SI				Tiene el artículo aceptado o publicado y cumple con los requisitos institucionales (en caso que proceda)
En caso de Tesis por artículos científicos publicados				
N.A.				Aceptación o Publicación de los artículos según el nivel del programa
N.A.				El estudiante es el primer autor
N.A.				El autor de correspondencia es el Tutor del Núcleo Académico Básico
N.A.				En los artículos se ven reflejados los objetivos de la tesis, ya que son producto de este trabajo de investigación.
N.A.				Los artículos integran los capítulos de la tesis y se presentan en el idioma en que fueron publicados
N.A.				La aceptación o publicación de los artículos en revistas indexadas de alto impacto

SI X

NO

Con base a estos criterios, se autoriza se continúen con los trámites de titulación y programación del examen de grado:

FIRMAS

Elaboró:

* NOMBRE Y FIRMA DEL CONSEJERO SEGÚN LA LGAC DE ADSCRIPCIÓN:

Dr. Jaime Muñoz Arteaga

NOMBRE Y FIRMA DEL SECRETARIO TÉCNICO:

Dr. Ángel Eduardo Muñoz Zavala

* En caso de conflicto de intereses, firmará un revisor miembro del NAB de la LGAC correspondiente distinto al tutor o miembro del comité tutoral, designado por el Decano

Revisó:

NOMBRE Y FIRMA DEL SECRETARIO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO:

Dr. Juan José Rincón

Autorizó:

NOMBRE Y FIRMA DEL DECANO:

Mtro. Jorge Martín Alfárez Chávez

Nota: procede el trámite para el Depto. de Apoyo al Posgrado

En cumplimiento con el Art. 105C del Reglamento General de Docencia que a la letra señala entre las funciones del Consejo Académico: ... Casar la eficiencia terminal del programa de posgrado y el Art. 105F las funciones del Secretario Técnico, llevar el seguimiento de los alumnos.

Elaborado por: D. Apoyo al Posg.
Revisado por: D. Control Escolar/D. Gestión de Calidad.
Aprobado por: D. Control Escolar/ D. Apoyo al Posg.

Código: DD-SEE-FD-15
Actualización: 01
Emisión: 28/04/20

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

M. en C. Jorge Martín Alférez Chávez
DECANO DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como **asesor** designado del estudiante **DANIEL ALEJANDRO BARAJAS ARANDA** con ID **87643** quien realizó la tesis titulado: **ANÁLISIS DE PATRONES Y CLASIFICADOR DE TENDENCIA SUICIDA EN AGUASCALIENTES**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que él pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE
"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a día 31 de Agosto del 2023 .



Dra. Aurora Torres Soto
CoTutora de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado

Elaborado por: Depto. Apoyo al Posgrado.
Revisado por: Depto. Control Escolar/Depto. Gestión de Calidad.
Aprobado por: Depto. Control Escolar/ Depto. Apoyo al Posgrado.

Código: DO-SEE-FO-07
Actualización: 01
Emisión: 17/05/19

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

M. en C. Jorge Martín Alférez Chávez
DECANO DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como **asesor** designado del estudiante **DANIEL ALEJANDRO BARAJAS ARANDA** con ID **87643** quien realizó la tesis titulado: **ANÁLISIS DE PATRONES Y CLASIFICADOR DE TENDENCIA SUICIDA EN AGUASCALIENTES**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que él pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE
"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a día 31 de Agosto del 2023 .



Dra. María Dolores Torres Soto
CoTutora de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado

Elaborado por: Depto. Apoyo al Posgrado.
Revisado por: Depto. Control Escolar/Depto. Gestión de Calidad.
Aprobado por: Depto. Control Escolar/ Depto. Apoyo al Posgrado.

Código: DO-SEE-FO-07
Actualización: 01
Emisión: 17/05/19

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

M. en C. Jorge Martín Alférez Chávez
DECANO (A) DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como asesor designado del estudiante **DANIEL ALEJANDRO BARAJAS ARANDA** con ID 87643 quien realizó la tesis titulado: **ANÁLISIS DE PATRONES Y CLASIFICADOR DE TENDENCIA SUICIDA EN AGUASCALIENTES**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que él pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE
"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a 05 de septiembre del 2023 .

Dr. Nefi Jacob Campos Muñoz M.D.H
Asesor de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado

RESEARCH IN COMPUTING SCIENCE

ISSN 1870-4069

Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional,
Av. Juan de Dios Bátiz, s/n, Col. La Escalera, CP 07320, DF, México
Tel.: +52-55-5729 6000, ext. 56518, 56653
<http://www.res.cic.ipn.mx>

Mexico City, May 9, 2021

Letter of acceptance

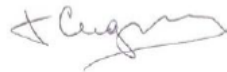
I hereby confirm that the paper

“DABATestors un Algoritmo Basado en CUDA para Reducción del Tiempo de Obtención de Testores”

By Daniel Alejandro Barajas Aranda, Aurora Torres Soto, María Dolores Torres Soto

after thorough reviewing process is accepted for publication in our journal. The paper will be published in volume 150, No. 7 (2021), corresponding to July 2021.

With best regards,



Dr. Grigori Sidorov
Editor-in-Chief

RESEARCH IN COMPUTING SCIENCE

ISSN 1870-4069

Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional,
Av. Juan de Dios Bátiz, s/n, Col. La Escalera, CP 07320, DF, México
Tel.: +52-55-5729 6000, ext. 56518, 56653
<http://www.res.cic.ipn.mx>

Mexico City, July 1st, 2021

To whom it may concern:

Hereby I confirm that the paper

“DABATestors un Algoritmo Basado en CUDA para Reducción del Tiempo de Obtención de Testores”

by Daniel Barajas, Aurora Torres and María Dolores Torres

after thorough reviewing process is accepted for publication in our journal.

It is scheduled for the volume 150(5), 2021, which is now in the process of technical production.

With best regards,



.....
Dr. Grigori Sidorov
Editor-in-Chief

RESEARCH IN COMPUTING SCIENCE

ISSN 1870-4069

Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional,
Av. Juan de Dios Bátiz, s/n, Col. La Escalera, CP 07320, DF, México
Tel.: +52-55-5729 6000, ext. 56518, 56653
<http://www.rcs.cic.ipn.mx>

Mexico City, September 1st, 2021

To whom it may concern:

Hereby I confirm that the paper

“DBT an Algorithm Based on CUDA for Reducing the Time to Obtain Typical Testors”

by Daniel Barajas, María Dolores Torres and Aurora Torres.

after thorough reviewing process is accepted for publication in our journal.

It is scheduled for the volume 150(9), 2021, which is now in the process of technical production.

With best regards,



.....
Dr. Grigori Sidorov
Editor-in-Chief

Análisis del estado de ánimo en personas con tendencia suicida mediante testores típicos

Daniel Alejandro Barajas Aranda, Aurora Torres Soto,
María Dolores Torres Soto

Universidad Autónoma de Aguascalientes,
México

{atorres, mdtorres}@correo.uaa.mx,
alengot@hotmail.com

Resumen. El uso de testores típicos para enfrentar problemas del mundo cotidiano es cada vez más frecuente, tal es el caso de este artículo, en donde se utilizan para ayudar a comprender el grave problema del suicidio que existe en Aguascalientes, México; un problema que va en aumento conforme transcurre los años. Este estudio se llevó a cabo con las bases de datos proporcionadas por el departamento de psicología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes. Donde se han recopilados datos de personas con tendencia suicida. Este trabajo se centra en el análisis de síntomas asociados al estado de ánimo; tales como problemas para dormir, pérdida de peso, y problemas emocionales como la autoestima, entre otros. Como parte del análisis se obtuvo el conjunto de todos los testores típicos y el cálculo de su peso informacional. Los resultados sugieren que las personas con tendencia suicida exhiben sentimientos y estados delatores que podrían ser usados para intervenir de manera temprana en este grave problema.

Palabras clave: Testores típicos, suicidio, estado de ánimo, reconocimiento de patrones.

Analysis of Mood in People with Suicidal Tendency Using Typical Testors

Abstract. The use of typical testors to face problems of every day's world is increasingly frequent, such is the case of this article, where they are used to help in understanding the fundamental problem of suicide that exists in Aguascalientes, Mexico; a problem that is increasing as the years go by. This study was conducted with the databases provided by the psychology department of the Autonomous University of Aguascalientes. Where data on people with suicidal tendencies have been collected. This work focuses on the analysis of

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, deseo expresar mi más sincero agradecimiento a mis padres, María Leticia Aranda Márquez y José Luis Barajas Garza, quienes siempre estuvieron a mi lado, brindándome su amor incondicional y apoyo constante a lo largo de mi vida. Su ejemplo de perseverancia y dedicación ha sido una fuente invaluable de inspiración.

También, quiero rendir homenaje a mi querida abuelita, Teresa Márquez, quien siempre estuvo presente en mi vida con su cariño y sabiduría. Su influencia ha sido un faro de luz en mi camino.

A continuación, agradezco a mi amigo Héctor por su apoyo incondicional durante este proceso. Su amistad y aliento me ayudaron a salir adelante en muchos momentos oscuros de mi vida.

Asimismo, agradezco a mi amigo Ángel por los buenos recuerdos que compartimos a pesar de todo.

Siguiendo, expreso mi más profundo agradecimiento a las Doctoras Dolores Torres y Aurora Torres, ejemplos claros de cómo ser grandes profesionales y personas. Su apoyo fue y sigue siendo de gran ayuda durante todo mi proceso formativo, no solo académico, sino también como ser humano. Su orientación y apoyo constante fueron esenciales para mi éxito.

También, agradezco al Doctor Nefi Campos, al Dr. Carlos Ochoa y a la Dra. Eunice Ponce por su invaluable asesoramiento y guía a lo largo de este proceso. Sus conocimientos y consejos fueron cruciales en mi investigación.

A la Universidad Autónoma de Aguascalientes le agradezco la oportunidad de llevar a cabo esta investigación, sobre todo por ser una institución de calidad y por el apoyo económico que recibí.

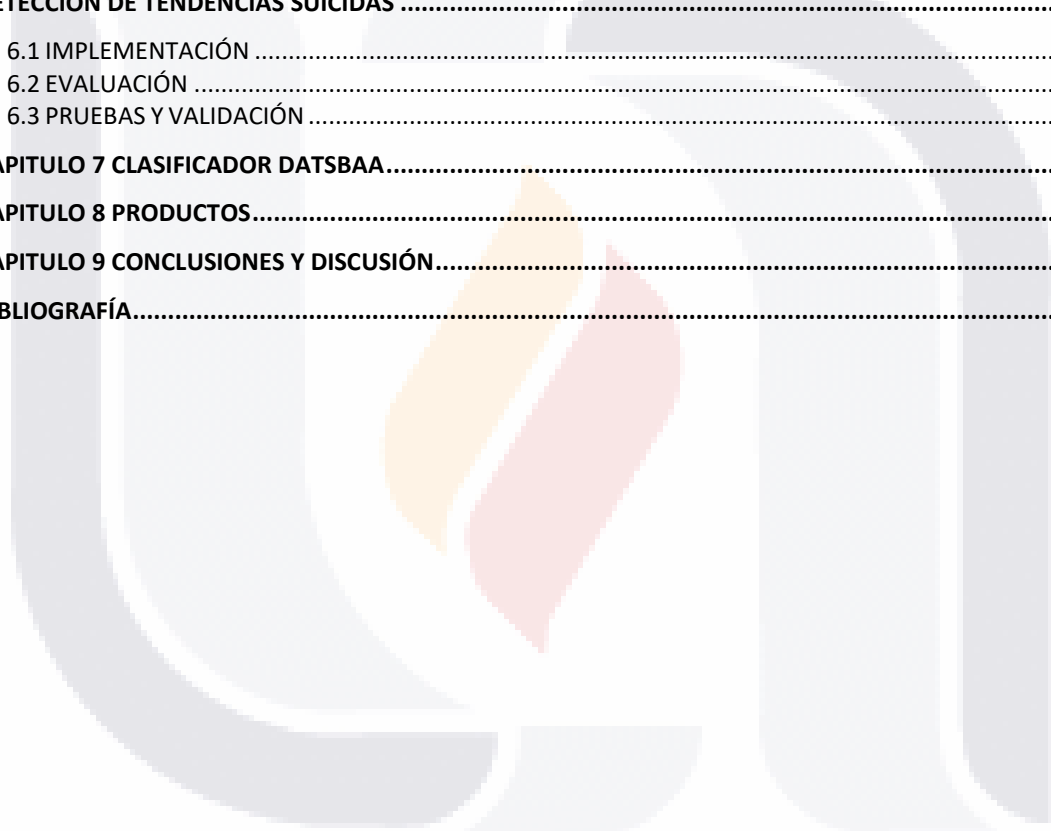
No puedo pasar por alto la importancia del Departamento de Psicología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes. Gracias por proporcionarme los datos necesarios para mi investigación y por respaldar este proyecto.

Finalmente, expreso mi gratitud a CONACYT por la beca que me brindó la oportunidad de llevar a cabo mis estudios de maestría. Sin su apoyo, este logro no habría sido posible.

ÍNDICE GENERAL_Toc143509850

ÍNDICE DE FIGURAS - 3 -
ÍNDICE DE TABLAS - 5 -
ÍNDICE DE ECUACIONES - 6 -
RESUMEN - 7 -
ABSTRACT..... - 8 -
CAPITULO 1 INTRODUCCIÓN - 9 -
 1.1 PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN - 10 -
 1.2 JUSTIFICACIÓN - 14 -
 1.3 OBJETIVOS - 16 -
 1.3.1 *GENERAL*..... - 16 -
 1.3.2 *ESPECÍFICOS*..... - 16 -
 1.4 HIPOTESIS Y PREGUNTAS - 17 -
 1.4.1 *HIPÓTESIS*..... - 17 -
 1.4.2 *PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN* - 17 -
 1.5 ANTECEDENTES - 18 -
CAPITULO 2 MARCO TEORICO - 22 -
 2.1 SUICIDIO - 23 -
 2.2 INTELIGENCIA ARTIFICIAL - 26 -
 2.3 RECONOCIMIENTO DE PATRONES - 27 -
 2.4 PROGRAMACIÓN EN PARALELO (CUDA) - 28 -
 2.5 METAHEURÍSTICAS - 31 -
 2.6 ENFOQUE LÓGICO-COMBINATORIO - 31 -
 2.7 REDES NEURONALES - 34 -
 2.8 BOSQUES ALEATORIOS - 35 -
 2.9 MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL - 35 -
 2.10 LOGICA DIFUSA - 36 -
 2.11 MÉTODOS MULTICRITERIO DE TOMA DE DECISIONES - 37 -
CAPITULO 3 METODOLOGÍA - 39 -
 3.1 BD APRENDIZAJE - 40 -
 3.2 MECANISMO DE REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDADES - 41 -
 3.2.1 *RECOPILACIÓN DE DATOS:* - 41 -
 3.2.2 *LIMPIEZA DE BD:* - 41 -
 3.2.3 *IDENTIFICACIÓN DE CONSTRUCTOS:* - 41 -
 3.2.4 *OBTENCIÓN DE TESTORES TÍPICOS:* - 42 -
 3.2.5 *CREACIÓN DE BD TEMPORALES EN BASE A TESTORES TÍPICOS:* - 43 -
 3.2.6 *OBTENCIÓN DE TESTORES TÍPICOS 2.0:* - 43 -
 3.2.7 *ANÁLISIS PARCIALES* - 43 -
 3.2.8 *CONJUNCIÓN DE VARIABLES SEGÚN PESO INFORMACIONAL* - 43 -
 3.3 CONSTRUCCIÓN DE CLASIFICACIÓN M.H. HIBRIDO - 43 -
 3.4 ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN - 43 -
 3.5 PROPUESTA DE CAMPO - 43 -
 3.6 EVALUACIÓN DE LA HERRAMIENTA - 43 -
 3.7 POLÍTICAS PÚBLICAS / INSTITUCIONALES - 44 -
 3.8 ANÁLISIS Y CONCLUSIONES - 44 -

CAPITULO 4 PATRONES PREDISPONETES EN EL SUICIDIO	- 45 -
4.1 TESTOR CON CONSTRUCTO ESTADO DE ÁNIMO.....	- 48 -
4.2 TESTOR CON CONSTRUCTO NERVIOSISMO	- 53 -
4.3 TESTOR CON CONSTRUCTO ESTRÉS.....	- 58 -
CAPITULO 5 MODELOS DE CLASIFICACION.....	- 62 -
5.1 CLASIFICADOR BAYESIANO	- 63 -
5.2 BOSQUES ALEATORIOS	- 65 -
5.3 MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL	- 66 -
5.4 REDES NEURONALES.....	- 68 -
5.5 LÓGICA DIFUSA.....	- 70 -
CAPITULO 6 IMPLEMENTACIÓN, PRUEBAS Y VALIDACIÓN DEL CLASIFICADOR DATSBAA PARA LA DETECCIÓN DE TENDENCIAS SUICIDAS	- 73 -
6.1 IMPLEMENTACIÓN	- 74 -
6.2 EVALUACIÓN	- 75 -
6.3 PRUEBAS Y VALIDACIÓN	- 81 -
CAPITULO 7 CLASIFICADOR DATSBAA.....	- 83 -
CAPITULO 8 PRODUCTOS.....	- 88 -
CAPITULO 9 CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN.....	- 105 -
BIBLIOGRAFÍA.....	- 110 -



ÍNDICE DE FIGURAS

FIG. 1. RANGO DE EDADES DE SUICIDAS EN AGUASCALIENTES 2012-2021(INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA, 2022)..... - 11 -

FIG. 2. OCUPACIÓN PROMEDIO DE SUICIDAS EN AGUASCALIENTES 2012-2021 (INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA, 2022)..... - 11 -

FIG. 3. SUICIDIOS VS INTENTOS DE SUICIDIO EN AGUASCALIENTES ENTRE EL 2011 Y 2016 (CAMPOS, 2016) - 14 -

FIG. 4. TAXONOMÍA DE FACTORES RELACIONADOS AL SUICIDIO (FUENTE PROPIA) - 26 -

FIG. 5. NIVELES DE GRANULARIDAD EN CUDA (NVIDIA, 2015A) - 29 -

FIG. 6. ESCALABILIDAD AUTOMÁTICA (NVIDIA, 2015) - 30 -

FIG. 7. EJEMPLO DE RED NEURONAL (MATICH, 2001) - 34 -

FIG. 8. METODOLOGÍA (FUENTE PROPIA) - 40 -

FIG. 9. METODOLOGÍA PARA EL MANEJO DE GRANDES BASES DE DATOS (FUENTE PROPIA) - 41 -

FIG. 10. ALGORITMO DBT - 42 -

FIG. 11. COMPARATIVA DORMIR SIN DESCANSAR - 50 -

FIG. 12. COMPARATIVA NADA ME HACÍA FELIZ - 50 -

FIG. 13. COMPARATIVO SENTIMIENTO DE SER UNA MALA PERSONA - 51 -

FIG. 14. COMPARATIVO SENTIMIENTO DEL DESEO DE ESTAR MUERTO - 51 -

FIG. 15. COMPARATIVA DE QUERER HACERSE DAÑO - 52 -

FIG. 16. COMPARATIVA ESTAR A DISGUSTO CON SI MISMO - 52 -

FIG. 17. COMPARATIVA PERDER PESO SIN INTENTARLO - 53 -

FIG. 18. COMPARATIVA DE SENSACIÓN DE CALOR EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO - 54 -

FIG. 19. COMPARATIVA DE SENSACIÓN DE CALOR EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO - 55 -

FIG. 20. COMPARATIVA DE INCAPACIDAD PARA RELAJARSE EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO - 55 -

FIG. 21. COMPARATIVA DE INCAPACIDAD PARA RELAJARSE EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO - 56 -

FIG. 22. COMPARATIVA DE TEMBLOR DE MANOS EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO - 56 -

FIG. 23. COMPARATIVA DE NERVIOSISMO EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON BAJO HACINAMIENTO - 57 -

FIG. 24. COMPARATIVA DE PERSONAS CON BAJO HACINAMIENTO Y TENDENCIA SUICIDA - 57 -

FIG. 25. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL PERDER EL EMPLEO - 59 -

FIG. 26. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL ENFRENTAR UN EMBARAZO..... - 59 -

FIG. 27. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL PEDIR UNA HIPOTECA - 60 -

FIG. 28. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL ENFRENTAR PROBLEMAS CON LA LEY - 60 -

FIG. 29. MODELO DE RED NEURONAL CON MEJOR DESEMPEÑO - 69 -

FIG. 30. GRAFICAS DE SALIDAS FUSIFICADAS Y SIGMOIDE - 72 -

FIG. 31. AUC CLASIFICADOR WEB - 77 -

FIG. 32. CUESTIONARIO DE USABILIDAD - 79 -

FIG. 33. ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS CUESTIONARIO - 80 -

FIG. 34. ESTADÍSTICOS DE FIABILIDAD - 80 -

FIG. 35. MATRIZ DE CORRELACIONES - 80 -

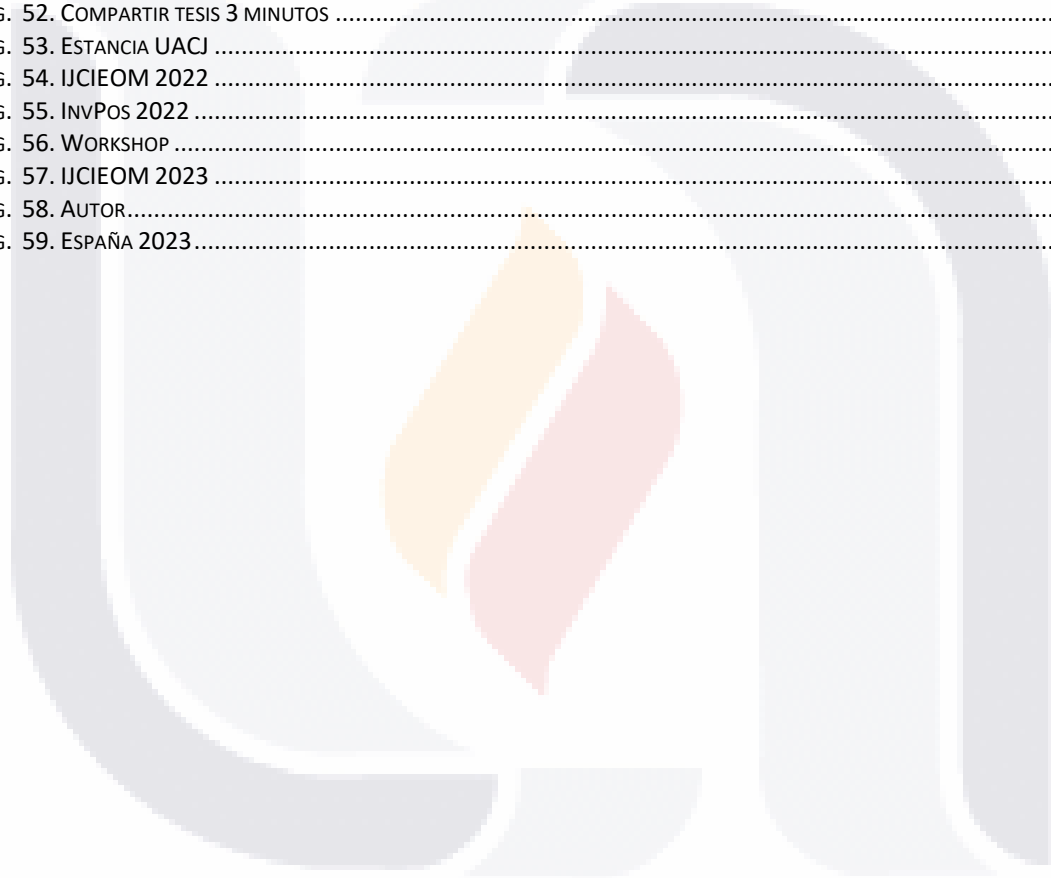
FIG. 36. CLASIFICADOR WEB 1ª PÁGINA - 84 -

FIG. 37. CLASIFICADOR WEB 2ª PÁGINA - 85 -

FIG. 38. CLASIFICADOR WEB 3ª PÁGINA - 86 -

FIG. 39. CLASIFICADOR WEB 4ª PÁGINA - 86 -

FIG. 40. CLASIFICADOR WEB 5ª PÁGINA	- 87 -
FIG. 41. ESCUELA DE CÓMPUTO EVOLUTIVO	- 89 -
FIG. 42. DABATESTORS UN ALGORITMO BASADO EN CUDA PARA REDUCCIÓN DEL TIEMPO DE OBTENCIÓN DE TESTORES...	- 90 -
FIG. 43. COMIA 2021	- 91 -
FIG. 44. SMIA.....	- 91 -
FIG. 45. TESIS 3 MINUTOS	- 92 -
FIG. 46. DABA TESTORES 2ED	- 93 -
FIG. 47. CONTIE 2021	- 94 -
FIG. 48. MACHINE LEARNING	- 95 -
FIG. 49. INVPOS.....	- 96 -
FIG. 50. MICAI 2021	- 97 -
FIG. 51. DBT AN ALGORITHM BASED ON CUDA FOR REDUCING THE TIME TO OBTAIN TYPICAL TESTORS	- 97 -
FIG. 52. COMPARTIR TESIS 3 MINUTOS	- 98 -
FIG. 53. ESTANCIA UACJ	- 99 -
FIG. 54. IJCIEOM 2022	- 100 -
FIG. 55. INVPOS 2022	- 101 -
FIG. 56. WORKSHOP	- 101 -
FIG. 57. IJCIEOM 2023	- 102 -
FIG. 58. AUTOR.....	- 103 -
FIG. 59. ESPAÑA 2023	- 104 -



ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. COSTOS EN UNIDADES DE SEGUNDO NIVEL DEL IMSS (CONGRESO, ESTADOS, & MEXICANOS, 2022).. - 13 -

TABLA 2. RESULTADOS DE ANÁLISIS DE TESTORES (BARAJAS, 2017)..... - 47 -

TABLA 3. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL ESTADO DE ANIMO - 49 -

TABLA 4. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL NERVIOSISMO..... - 53 -

TABLA 5. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL ESTRÉS - 58 -

TABLA 6. MÉTRICAS DE LOS CLASIFICADORES BAYESIANOS..... - 63 -

TABLA 7. EXACTITUD DEL BOSQUE ALEATORIO..... - 65 -

TABLA 8. MÉTRICAS DE LOS CLASIFICADORES DE BOSQUE ALEATORIO - 66 -

TABLA 9. EXACTITUD DE LAS MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL - 66 -

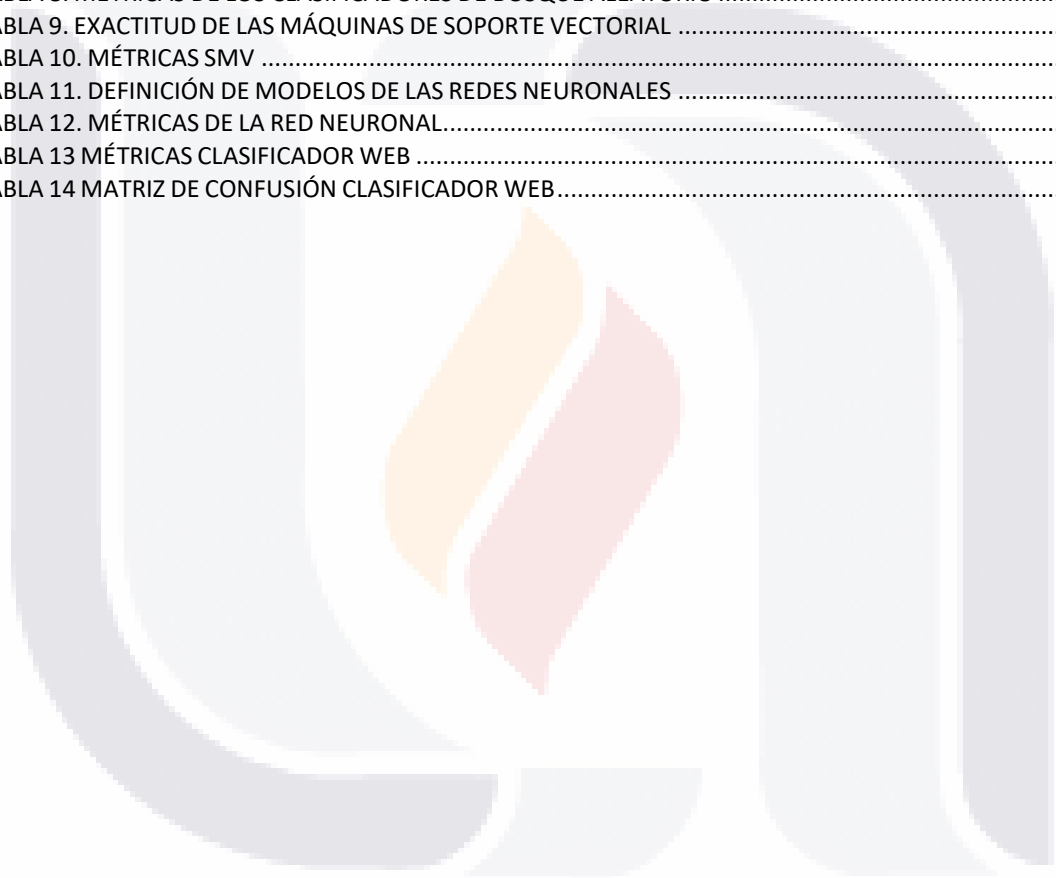
TABLA 10. MÉTRICAS SMV - 67 -

TABLA 11. DEFINICIÓN DE MODELOS DE LAS REDES NEURONALES - 68 -

TABLA 12. MÉTRICAS DE LA RED NEURONAL..... - 69 -

TABLA 13 MÉTRICAS CLASIFICADOR WEB - 76 -

TABLA 14 MATRIZ DE CONFUSIÓN CLASIFICADOR WEB..... - 76 -



ÍNDICE DE ECUACIONES

ECUACIÓN 1	- 32 -
ECUACIÓN 2	- 32 -
ECUACIÓN 3. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA NULA.....	- 70 -
ECUACIÓN 4. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA BAJA.....	- 71 -
ECUACIÓN 5. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA MEDIA.....	- 71 -
ECUACIÓN 6. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA ALTA	- 71 -



RESUMEN

En este documento se presentan los resultados de un estudio sobre la detección de la tendencia suicida en personas a través de la utilización de diferentes técnicas de clasificación. Se analizaron variables como el estado de ánimo, el nerviosismo y el estrés, utilizando diferentes clasificadores, incluyendo el clasificador bayesiano, bosques aleatorios, máquinas de soporte vectorial, redes neuronales y lógica difusa.

En general, se encontraron resultados prometedores en cuanto a la precisión de las técnicas de clasificación en la identificación de la tendencia suicida. Se presentan tablas de confusión y exactitudes obtenidas en cada uno de los constructos y se muestran las mejores combinaciones de parámetros utilizados para cada técnica de clasificación.

Además, se presenta el clasificador DATSBAA (Detector Automático de la Tendencia Suicida Basado en Aprendizaje Automático), que se desarrolló utilizando la mejor técnica de clasificación, que en este caso resultó ser la red neuronal. Este clasificador fue implementado en una interfaz web para que los usuarios puedan ingresar sus datos y obtener la clasificación de su tendencia suicida.

En resumen, el estudio presenta diferentes técnicas de clasificación prometedoras en la identificación de la tendencia suicida y se presenta el clasificador DATSBAA basado en la mejor técnica de clasificación utilizada en el estudio. El clasificador puede ser utilizado para ayudar a detectar la tendencia suicida de las personas y así brindar la atención necesaria para prevenir el suicidio.


ABSTRACT

This document presents the results of a study on the detection of suicidal tendencies in individuals using various classification techniques. Variables such as mood, nervousness, and stress were analyzed using different classifiers, including the Bayesian classifier, random forests, support vector machines, neural networks, and fuzzy logic.

In general, promising results were found regarding the accuracy of the classification techniques in identifying suicidal tendencies. Confusion matrices and reliabilities obtained for each construct are presented, along with the best combinations of parameters used for each classification technique.

Additionally, the Automatic Suicide Tendency Detector based on Machine Learning (DATSBAA) classifier is introduced, which was developed using the best classification technique, found to be the neural network in this case. This classifier was implemented in a web interface to allow users to input their data and obtain a classification of their suicidal tendency.

In summary, the study presents various promising classification techniques for identifying suicidal tendencies and introduces the DATSBAA classifier based on the best classification technique used in the study. The classifier can be used to assist in detecting individuals' suicidal tendencies and provide the necessary attention to prevent suicide.



CAPITULO 1 INTRODUCCIÓN

El presente texto se enfoca en la detección temprana de personas con tendencia suicida en Aguascalientes, con el fin de lograr una intervención oportuna que ayude a mitigar el problema mediante la promoción de políticas públicas y/o institucionales. Se plantea el objetivo general de identificar los patrones predisponentes y desarrollar un modelo clasificador para la detección temprana de personas con tendencia suicida en la región. Además, se establecen objetivos específicos que buscan identificar los patrones predisponentes en personas con tendencia suicida, desarrollar un clasificador para detectar personas con tendencia suicida y crear una herramienta que ayude a los expertos a identificar si una persona tiene tendencia suicida. Se plantean también diversas hipótesis y preguntas de investigación relacionadas al tema del suicidio. El texto se fundamenta en antecedentes y estudios previos relacionados con el suicidio y los factores que influyen en él, incluyendo aspectos sociales, biológicos, psicológicos y culturales. Además, se aborda la perspectiva informática y se mencionan estudios previos que han utilizado algoritmos de machine learning para la detección de personas con tendencia suicida.

1.1 PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

En Aguascalientes, México, se presenta una problemática muy marcada con el suicidio. Año tras año, el índice de suicidio tiene una constante tendencia a aumentar. Esta situación es preocupante, ya que el número se ha incrementado en un 8.41% desde el año 2014, lo que significa que la tasa de suicidio en Aguascalientes es de 8.14 por cada 100 mil habitantes, lo que coloca al estado como la segunda entidad con mayor número de suicidios en el país.

Este fenómeno tiene varias aristas, sociales, económicas, emocionales, entre otras que devastan a las familias enteras, y el número de personas que atentan contra su existencia incluso sin lograrlo está aumentando cada vez más. Aquellas personas que cometen suicidio desestabilizan la economía del estado, ya que se observa que, en su mayoría, se trata de personas en edad productiva (81.81%) (Figura 1). Además, solo el 30.23% de la población que comete suicidio se encontraba desempleada, como se aprecia en la Figura 2.

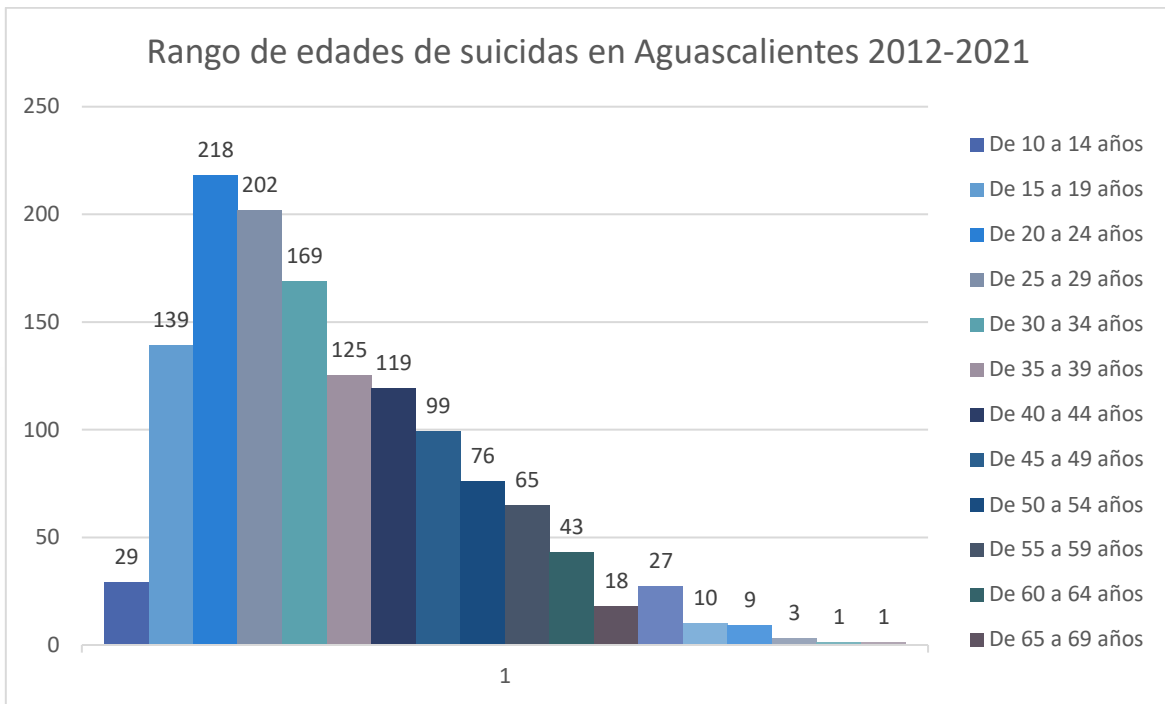


FIG. 1. RANGO DE EDADES DE SUICIDAS EN AGUASCALIENTES 2012-2021 (INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA, 2022)



FIG. 2. OCUPACIÓN PROMEDIO DE SUICIDAS EN AGUASCALIENTES 2012-2021 (INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA, 2022)

Aunado a esto, los costos por suicidio, ya sea que se logre consumir o que quede en el intento, son muy elevados (Tabla 1). Por lo tanto, el impacto emocional, social, psicológico y económico para los familiares y para la sociedad en general es muy alto.

Por otra parte, el suicidio no solo impacta a la víctima y a sus familiares, sino que también genera una serie de consecuencias a nivel social. Este fenómeno puede generar un efecto de contagio, es decir, que las personas que se encuentran cercanas a la víctima pueden sentirse motivadas a realizar actos similares, lo cual aumenta el número de suicidios en la región.

Por último, el suicidio también genera una serie de problemas a nivel psicológico, ya que aquellas personas que han perdido a un ser querido por esta causa pueden desarrollar trastornos de ansiedad, depresión, culpa y otros problemas mentales.

Por todo lo anterior, en Aguascalientes, México, se requiere una mayor atención a este tema, a fin de prevenir el suicidio y los problemas relacionados con él. Se deben implementar campañas de prevención y promover el acceso a los servicios de salud mental para aquellas personas que se encuentran en situación de riesgo. Además, se deben establecer programas de apoyo a las familias de las víctimas para ayudarlas a lidiar con el dolor y la tristeza que pueden sentir.

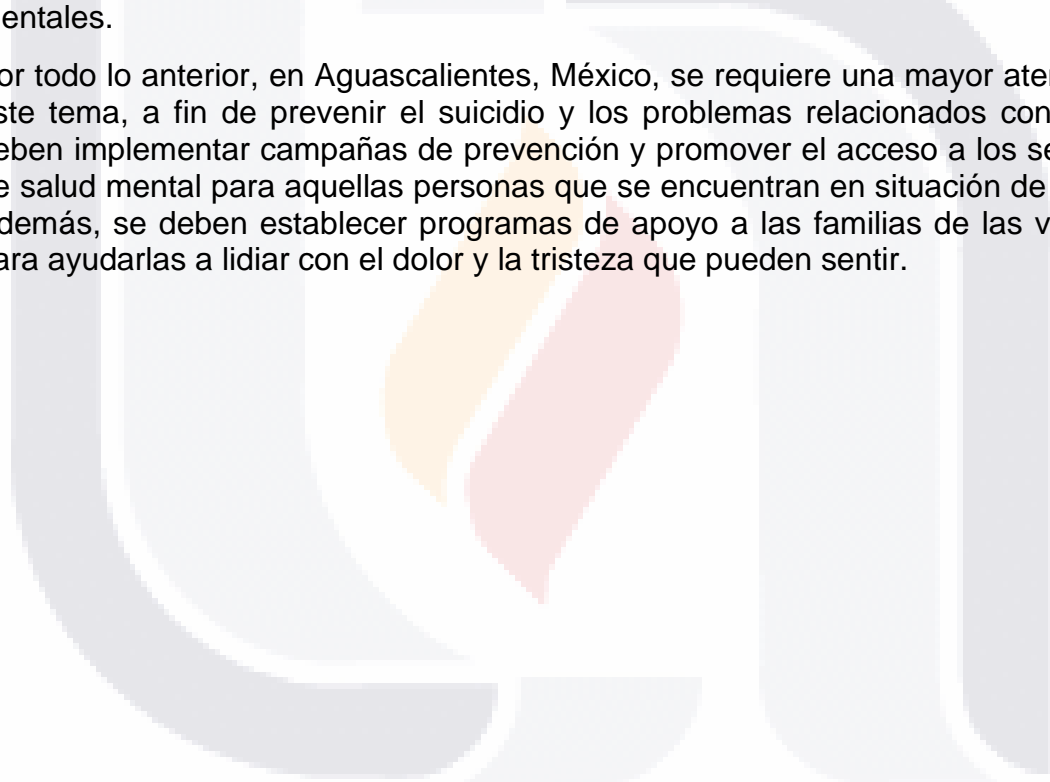


TABLA 1. COSTOS EN UNIDADES DE SEGUNDO NIVEL DEL IMSS (CONGRESO, ESTADOS, & MEXICANOS, 2022)

TIPO DE SERVICIO	COSTO UNITARIO ACTUALIZADO AL 2022 (pesos)
Consulta de Medicina Familiar ¹	969
Consulta Dental (Estomatología)	916
Consulta de Especialidades ²	1,559
Atención de Urgencias	1,737
Día Paciente en Hospitalización	10,761
Día Paciente en Incubadora	10,761
Día Paciente en Terapia Intensiva	54,053
Curaciones	502
Estudio de Laboratorio Clínico	137
Citología Exfoliativa	321
Estudio de Medicina Nuclear	1,164
Estudio de Electrodiagnóstico	779
Estudio de Radiodiagnóstico	454
Estudio de Ultrasonografía	609
Estudio de Tomografía Axial	2,964
Estudio de Resonancia Magnética	4,791
Estudio/Procedimiento de Endoscopia	4,081
Consulta/Sesión de Medicina Física y Rehabilitación	1,786
Sesión de Radioterapia	2,853
Estudio de Anatomía Patológica	321
Intervención Quirúrgica	33,340
Intervención de Tococirugía	14,496
Traslado en Ambulancia	2,819
Sesión de Quimioterapia	7,336
Sesión de Hemodiálisis	5,580
Estudio/Procedimiento de Hemodinámica	54,178
Terapia Psicológica	1,411
Estudio/Sesión de Gabinete de Tratamiento ³	253
Sesión de Terapia/Reeducación Ocupacional	156
Servicio de Banco de Sangre	264
Consulta a Donadores	349
Sesión de Diálisis	145
Servicio de Litotripsia	4,490
Prueba rápida de detección de antígenos del virus SARS-CoV-2 (COVID-19)	319
Prueba RT-PCR de detección de material genético del virus SARS-CoV-2 (COVID-19)	1,137
Día paciente con ventilación mecánica	39,601

1.2 JUSTIFICACIÓN

El precio de la vida humana no se puede medir, pero sí el costo que representa perderla o al menos intentarlo. Según datos recopilados por el DIF en el 2016 (Campos, 2016), se pueden catalogar los intentos de suicidio en tres niveles según su costo promedio.

- bajo, con un costo de \$7,623 pesos mexicanos;
- medio, con un costo de \$18,609 pesos mexicanos;
- alto, con un costo de \$88,940 pesos mexicanos.

En la entidad, algunos costos del IMSS en unidades de segundo nivel, según el acuerdo ACDO.AS3.HCT.251121/301.P.DF (tabla 1), permiten ver lo caro que es el servicio médico, especialmente para aquellas personas que no cuentan con afiliación a esta entidad.

Además del golpe económico de un intento de suicidio, el costo humano puede ser extremadamente alto tanto para la víctima como para su familia. Esto incluye el dolor, la tristeza, la vergüenza y el trauma que pueden acompañar a estas situaciones. Estos otros costos son de gran importancia y deben ser tomados en cuenta para mejorar la prevención y tratamiento de los intentos de suicidio.

Un intento de suicidio es costoso y, lamentablemente, hay muchos casos en los que una persona lo intenta más de una vez, dado el gran número de tentativas de suicidio (figura 3).

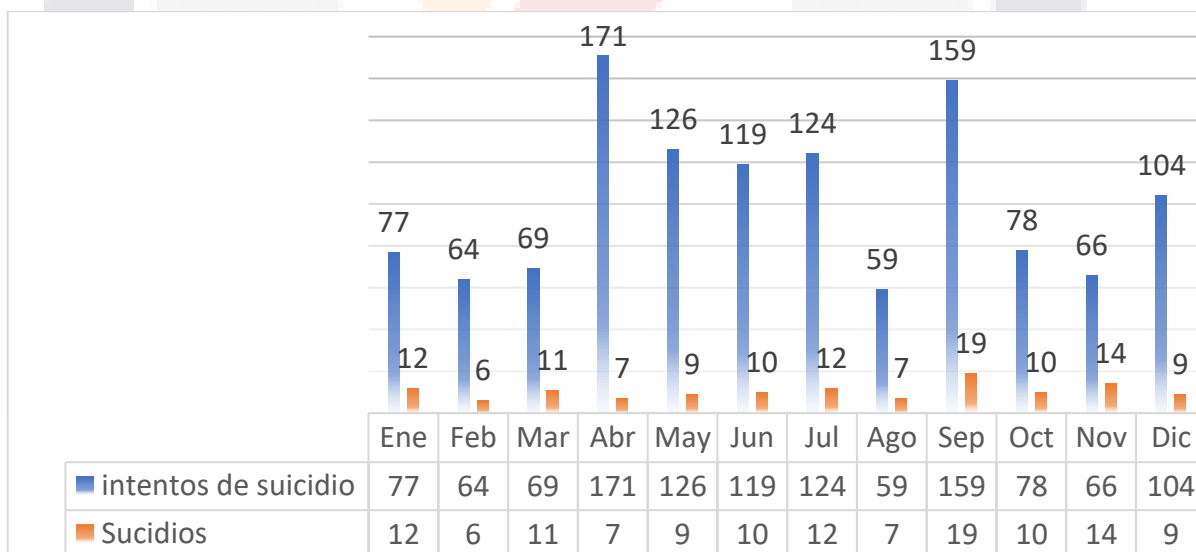


FIG. 3. SUICIDIOS VS INTENTOS DE SUICIDIO EN AGUASCALIENTES ENTRE EL 2011 Y 2016 (CAMPOS, 2016)

Se puede establecer que este fenómeno afecta de manera grave la economía familiar. Además, según las estadísticas, el mayor número de suicidas se concentra en rangos de edades donde se es altamente productivo (figura 1), y la

mayoría cuenta con un trabajo (figura 2). Todo esto trae repercusiones principalmente financieras, además de los problemas sociales y culturales. Debido a que el fenómeno va aumentando cada vez más, entenderlo y combatirlo es más relevante.

Es de gran importancia conocer las causas que propician el suicidio para crear políticas públicas que lo prevengan y disminuyan en gran medida o incluso lo erradiquen. Varios grupos de investigación están trabajando para entender profundamente este problema. En la actualidad, se ha identificado que el suicidio es el resultado de una combinación de factores generados por la interacción entre la persona, su entorno y sus recursos.

Es importante encontrar soluciones a medida para disminuir el suicidio y su impacto, lo que sin lugar a duda ayudaría a mejorar la economía familiar y el bienestar de la sociedad. Para ello, es necesario mejorar la atención integral que se brinda a la persona que lo ha intentado, que abarque todos los aspectos que intervienen en este fenómeno. Además de la atención psicológica, son necesarias acciones que consideren la situación financiera, social y cultural de la persona.

Finalmente, es necesario fomentar la creación de redes de apoyo y corresponsabilidad para contribuir a la prevención del suicidio, mejorar la economía familiar, así como el bienestar social y cultural, para lograr un cambio positivo en la sociedad.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 GENERAL

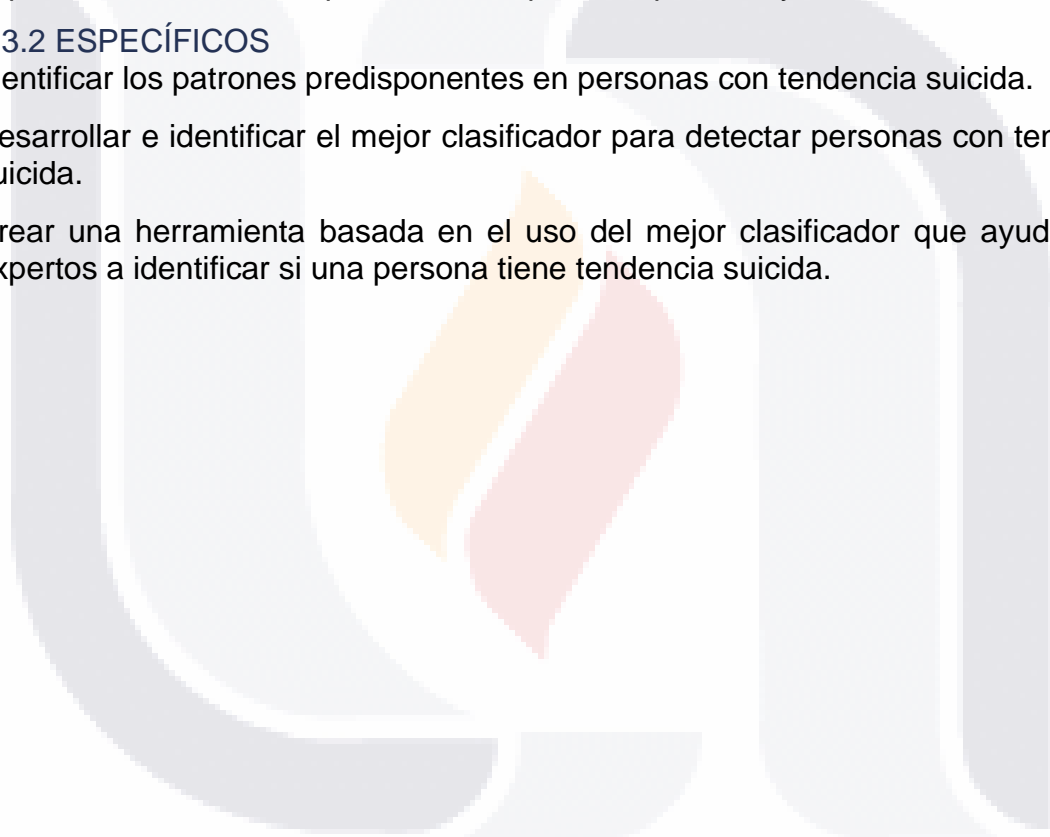
Identificar los patrones predisponentes y desarrollar una herramienta de clasificación web usando el mejor modelo clasificador con un número mínimo de características, para la detección temprana de personas con tendencia suicida en Aguascalientes, con el fin de lograr una intervención oportuna que ayude a mitigar el problema mediante la promoción de políticas públicas y/o institucionales

1.3.2 ESPECÍFICOS

Identificar los patrones predisponentes en personas con tendencia suicida.

Desarrollar e identificar el mejor clasificador para detectar personas con tendencia suicida.

Crear una herramienta basada en el uso del mejor clasificador que ayude a los expertos a identificar si una persona tiene tendencia suicida.



1.4 HIPOTESIS Y PREGUNTAS

1.4.1 HIPÓTESIS

Un clasificador de aprendizaje automático puede detectar personas con tendencia suicida mediante el uso de las características seleccionadas por un mecanismo de reducción de dimensionalidades basado en testores típicos.

1.4.2 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

¿El número de características del menor de los testores típicos es un buen número de características para un clasificador?

¿Cuál es el clasificador más efectivo entre las redes neuronales, un clasificador bayesiano, bosques aleatorios o máquinas de soporte vectorial en un problema de clasificación de personas con tendencia suicida?

¿Un clasificador basado en testores típicos logrará discriminar a personas con tendencia suicida y brindar una exactitud superior al 70%?

1.5 ANTECEDENTES

El suicidio es un fenómeno multifactorial y debido a ello se realizan estudios sobre el tema enfocándose en un número limitado de variables. En éste trabajo, se recopilaron diversos factores para la realización del clasificador, ya que la diversidad de ámbitos desde los que se ha estudiado dicho fenómeno abarca temas relacionados con sustancias químicas, trastornos psicológicos, variables socioeconómicas, patologías específicas, entre otros.

Uno de los estudios más relevantes fue llevado a cabo por Nock y colaboradores (Nock et al., 2008), quienes analizaron los factores de riesgo asociados al suicidio en 13 países. Los resultados mostraron que algunos trastornos mentales (depresión y trastorno bipolar), el consumo de alcohol o drogas, la pérdida de seres queridos, el fracaso social y el aislamiento eran algunos factores relacionados con la probabilidad de cometer suicidio.

Un estudio realizado por Vyssoki y colaboradores (Vyssoki, Kapusta, Praschak-Rieder, Dorffner, & Willeit, 2014) indicó que la baja exposición al sol o la baja intensidad de la radiación de éste, influía directamente en que las personas fueran más propensas a cometer suicidio. Esto fue en un estudio realizado en Austria entre el 1 de enero de 1970 y el 6 de marzo del 2010 con un total de 69,462 suicidios, con datos de 86 estaciones meteorológicas.

El alcohol es otro factor importante a la hora de hablar del suicidio, ya que se enunciaba que los niveles de alcohol elevados en las personas estaban estrechamente relacionados con los suicidios. De igual manera, las personas con problemas de alcoholismo eran las que tenían una mayor compulsión a cometer tales actos. Esto era relevante ya que mostraba cómo sustancias nocivas para el cuerpo humano tenían una correlación con los suicidios (AE Crosby, Espitia-Hardeman, L Ortega, & Clavel-Arcas, 2009). El estudio contó con 19,255 suicidios registrados durante 2005 al 2006 en 17 estados (Alaska, California, Colorado, Georgia, Kentucky, Massachusetts, Maryland, Carolina del Norte, Nueva Jersey, Nuevo México, Oklahoma, Oregón, Rhode Island, Carolina del Sur, Utah, Virginia y Wisconsin).

Un estudio realizado por Parrón Carreño (Parrón Carreño, 2007) indicó que la exposición a los pesticidas estaba asociada directamente con una disminución en el litio del organismo, y dicha disminución causaba una baja en la serotonina, y debido a esto, había una alta incidencia en los actos suicidas.

Por otra parte, y hablando también del litio, se tienen pruebas realizadas por Helbich Leitner (Helbich, Leitner, & Kapusta, 2012) en las que se utilizaron técnicas de georreferenciación. Con ellas se pudo determinar que las zonas en donde hubo una concentración más alta de lo normal de litio en el agua eran zonas en donde las tasas de suicidio eran más bajas. Esto se debió a que el litio en el agua contribuyó a una buena salud mental en las personas, logrando que la tasa de incidencias en el suicidio fuera más baja que en otros lugares. El estudio se realizó con un total de 6,460 muestras tomadas en 99 distritos de Austria.

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

No solo las enfermedades gastrointestinales propiciaban el suicidio, sino también diversos tipos de enfermedades (Brundin & Grit, 2016). Especialmente las personas que sufren simultáneamente diferentes tipos de enfermedades son más propensas a suicidarse. Tal fue el caso de aquellas personas con 7 o más infecciones, en las que se observó que tenían un 300% más de probabilidad de cometer suicidio que las personas en las que no había una infección presente.

En el mismo orden de ideas, un estudio realizado por Batty y colaboradores (Batty, Bell, Stamatakis, & Kivimäki, 2016) señaló que las personas que sufren de inflamación sistémica, como en el caso de las personas asmáticas, son muy propensas a cometer suicidio. Esto quedó demostrado ya que en las autopsias de dichos individuos se encontraron niveles muy elevados de citosina (cytokine), la cual es una glucoproteína que se encuentra implicada en el desarrollo y la regulación del sistema inmunológico, quedando como un marcador muy importante. Entonces, se puede decir que las personas eran más propensas a suicidarse por problemas relacionados con la salud, ya que, en Japón Ono menciona que el 56% de los suicidios eran por dichos problemas y solo un 14.6% eran suicidios relacionados con problemas financieros o relacionados con el estilo de vida (Ono et al., 2008).

De igual manera, se ha observado que la citosina no es la única hormona presente en los individuos, sino más bien forma parte de un conjunto de reguladores hormonales que se encuentran en las personas que han cometido suicidio (Furczyk, Schutová, Michel, Thome, & Büttner, 2013). Esto indica que se pueden encontrar sustancias que van desde neurotransmisores sistémicos, como la serotonina, y algunos que corresponden al sistema noradrenérgico y dopaminérgico. Si estas hormonas están en desequilibrio, es muy probable que ocurra un suicidio. Los niveles altos de unión a serotonina-1A al núcleo dorsal del rafe (RN) están altamente asociados con los suicidios, lo que se ha demostrado en tomografías positrónicas realizadas en diversos sujetos (Oquendo et al., 2016).

Por otro lado, las personas que tienen una desregulación en su química cerebral tienen tendencias suicidas, es decir, las personas que consumen sustancias que alteran la química cerebral son propensas al suicidio (Hooman, Zahra, Safa, Hassan, & Reza, 2013). Se ha observado que las personas fumadoras son más propensas a sufrir algún problema mental y que dichos problemas mentales, aunados al hecho de consumir tabaco, aumentan la susceptibilidad al suicidio.

Según la psiquiatría, se han realizado estudios que indican que los trastornos mentales más asociados con el suicidio son los episodios depresivos (56-87%), trastornos relacionados con sustancias (26-55%), y esquizofrenia (6-13%) (Rihmer, 2007). Además, se ha observado que las personas con trastornos de ansiedad y trastornos adaptativos son muy propensas a cometer suicidio (Pardiñas & María, 2013). Sin embargo, el suicidio no se encuentra vinculado solo con este tipo de trastornos, sino también con personas que sufren de depresión, anhedonia (incapacidad de experimentar placer) y falta de interés o satisfacción en las

actividades que realizan, ya que estas personas son propensas a cometer suicidio con frecuencia (Paplos, Kontaxakis, Havaki-Kontaxaki, & Rabavilas, 2003).

Investigadores como Gonda han intentado recopilar diversos factores donde indican que las personas que cometieron suicidio eran en gran medida personas que sufrían de depresión y ansiedad (Gonda, Fountoulakis, Kaprinis, & Rihmer, 2008). También indican que el género es otro factor para considerar, ya que las personas de género masculino presentan un mayor índice de suicidio. Además, se dice que los datos neurobiológicos muestran una disminución de la actividad de la serotonina en el cerebro, la cual juega un papel importante en el gen triptófano hidroxilasa, lo que promueve claramente el suicidio.

Entonces, se puede decir que las personas con depresión tienen tendencias a cometer suicidio (Gibbons, Hur, Brown, Davis, & Mann, 2012). Estas personas son tratadas con frecuencia con medicamentos, lo que no siempre es beneficioso. Un estudio muestra que las personas tratadas con zolpidem (un medicamento que ayuda a dormir) tienen tendencia a presentar conductas suicidas, especialmente cuando se utiliza durante largos períodos de tiempo (Mortaz Hejri, Faizi, & Babaeian, 2013).

Mortier y colaboradores (Mortier et al., 2015) dicen que los atributos principales que propician el suicidio son:

- Desórdenes mentales
- Desórdenes alimenticios
- Síntomas psicóticos

A esto, se puede agregar también como riesgos potenciales de suicidio:

- Victimización como el acoso escolar
- Abuso infantil

Dichos datos fueron recabados en un grupo dónde un gran número de suicidas eran personas jóvenes.

Molavi (Molavi, Karimollahi, Abbasi-Ranjbar, & Mohamadnia, 2008) lista que los principales factores sociales, biológicos y externos, que comparten las personas que cometen suicidio son:

- Personas con bajo nivel educativo
- Personas que terminan la adolescencia y empiezan la adultez
- Mujeres
- Personas casadas
- Con problemas familiares, especialmente recién casados
- Desórdenes psiquiátricos
- Con acceso fácil a drogas

En Irán, los hombres de 12 a 26 años se encontraban constantemente en un entorno de agresión y violencia (Mousavi & Tallaei, 2006), lo que les conducía a

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

tener trastornos bipolares y depresivos que conllevaban a una alta tendencia al suicidio. Sin embargo, no solo la violencia estaba implicada en los suicidios, ya que las personas principalmente jóvenes que vivían en comunidades rurales o poco urbanizadas eran personas que tenían una alta incidencia en el suicidio (Fontanella et al., 2015). El vivir en estos lugares tendía a provocar que las personas tuvieran una carencia en educación, falta de oportunidades, que estuvieran desempleados o tuvieran empleos no muy bien remunerados, lo cual conduce de igual manera a un incremento en los niveles de suicidio (Koutsogianni, Charisi, Frongou, Koutsogiannis, & Bakaras, 2003). Una estadística realizada en México en el 2011 por el INEGI (INEGI, 2011) dice que las personas que cometieron suicidio eran en su mayoría hombres en edades productivas, con baja escolaridad, y en su mayoría desempleados.

Se puede ver cómo las condiciones socioculturales influyen en las tendencias suicidas, pero esto no es completamente determinante. Estudios realizados en Aguascalientes (Campos, 2016) muestran que el 73% de los suicidas contaban con empleo y desmienten el hecho de que los suicidas están en un estado alterado de la conciencia, ya que en un 82% las pruebas de toxicología salieron negativas. Lo que se comprobó es que en las personas que cometían suicidio era muy común presentar un trastorno afectivo bipolar y de ansiedad, donde el 82% de los suicidas presentaban estas patologías. También se apreció que los problemas biológicos son muy importantes, ya que "la mayoría tenía deficiencias en calcio, magnesio, triptófanos, un exceso de fósforo e hiperplasia ósea" (Campos, 2016).

En el ámbito informático, se realizaron estudios por parte de Adamou y colaboradores (Adamou et al., 2018) en los cuales se utilizó un conjunto de notas suicidas para entrenar un algoritmo de machine learning y crear un clasificador. Este estudio mostró resultados positivos en la clasificación de las notas, pero no permite determinar los factores responsables del suicidio.



CAPITULO 2

MARCO TEORICO

El suicidio es un tema de gran importancia en salud pública y a menudo es difícil de predecir. Los algoritmos de aprendizaje automático, como las máquinas de soporte vectorial y los bosques aleatorios, pueden utilizarse para analizar grandes conjuntos de datos y predecir resultados en una amplia variedad de problemas. La inteligencia artificial y el reconocimiento de patrones son áreas de estudio interdisciplinarias que se enfocan en la creación de modelos y algoritmos capaces de aprender de datos y detectar patrones en ellos. Las redes neuronales son modelos computacionales que imitan la forma en que el cerebro humano procesa la información y se han utilizado para resolver una variedad de problemas en el campo del aprendizaje automático. El enfoque lógico combinatorio se refiere a la forma en que se combinan diferentes características o atributos en un conjunto de datos para obtener una mejor comprensión y predicción de los resultados. En conjunto, estos temas pueden ser útiles para abordar cuestiones complejas relacionadas con la salud mental, y se han utilizado en este trabajo para crear un modelo clasificador que brinde una buena exactitud.

2.1 SUICIDIO

La muerte es inevitable, es un cese de funciones biológicas en las cuales, según un protocolo médico, se puede definir que las funciones neuro-cerebrales han terminado, por lo que hay una pérdida de las constantes vitales y el cuerpo no puede sostenerse por sí mismo. De igual manera, se puede decir que la muerte es el término de un ciclo, en el cual se pasa de un plano a otro; por otra parte, se puede decir que es la separación del espíritu del cuerpo. Lo único que se puede afirmar es que la muerte es lo único seguro y sólo se experimenta una vez.

Sin embargo, hay muchos conceptos y creencias acerca de la muerte, siendo estos variados. Por ejemplo, hay quienes creen en una vida después de la muerte, bien sea en forma de reencarnación o en algún lugar celestial; otros creen que la muerte es un pasaje a un plano de existencia superior. Incluso hay quienes consideran que la muerte es una liberación, ya que pone fin a los problemas y preocupaciones de la vida terrenal. Sea cual sea la creencia, la realidad es que la muerte es una experiencia única para cada persona que la experimenta y desde luego, trágica para quienes la rodean. Aunque nadie puede hacer algo para evitarla, hay mucho que se puede hacer para enfrentarla con mucha serenidad y aceptación.

En México, el concepto de la muerte se manifestaba desde dos principales vertientes, como un rito y celebración, claramente apreciado en los festivales de día de muertos, en donde se conmemoraba a la muerte y se le tomaba con un concepto relativamente alegre. Por otro lado, se tiene que la muerte se presentaba con manifestaciones psicológicas y afectivas, en las cuales se le veía con temor, experimentando un proceso de duelo en donde se pasaba por diferentes estados psicológicos/anímicos. De igual forma, se veía a la muerte como un hecho muy respetado y se le daba gran valor a la vida. En una cultura como la mexicana, la muerte se ve como un paso a la eternidad, visto como un descanso para el alma, y se considera que la vida y la muerte formaban parte de un ciclo continuo.

Gran parte de los rituales en vida estaban enfocados a controlar y/o negar a la muerte, principalmente por el instinto de supervivencia del ser humano. Las muertes inesperadas, tales como accidentes, asesinatos y suicidios, eran las que causaban un mayor duelo en las personas.

Los rituales en este caso podían tener diversas formas, desde simples actos como decorar tumbas y la realización de funerales, hasta actos más complejos como la realización de ceremonias de despedida, la difusión de canciones favoritas de la persona fallecida, la realización de ofrendas, oraciones, etc. Estos rituales ayudaban a las personas a aceptar la muerte y a canalizar el dolor y el miedo en algo constructivo, lo que permitía a los familiares y amigos del fallecido recordarlo con amor en vez de tristeza y angustia. Estos rituales también ayudaban a sanar el corazón y a enfrentar la realidad de la pérdida.

Entonces, el suicidio, proveniente del latín *suicidium* (*sui*, sí mismo, *caedere*, matar), puede considerarse como la acción de terminar la vida de manera voluntaria, en la que la persona atenta contra su propia integridad. Esta acción es grave y tiene implicaciones sociales, éticas, morales y psicológicas, ya que está estrechamente ligada a patologías mentales y problemas emocionales. Los intentos de suicidio son más comunes de lo que se cree, y es importante conocer los recursos disponibles para prevenirlos, incluyendo la consejería, medicamentos, terapia y, en casos extremos, hospitalización y tratamiento psiquiátrico.

Es crucial reconocer los signos de depresión y maníaco-depresión, que son comunes en personas que se sienten desesperadas y/o sin esperanza. Estos signos incluyen el aislamiento social, cambios en el humor, problemas de sueño, ideas suicidas y cambios significativos en los hábitos alimenticios. Las personas pueden buscar ayuda profesional para abordar sus problemas emocionales, así como apoyo de la familia, amigos y/o miembros de la comunidad. También hay recursos específicos como consejería y grupos de apoyo. Es importante tener en cuenta que el suicidio es una decisión permanente con repercusiones duraderas, y se deben buscar soluciones menos drásticas.

Existen diferentes formas de suicidio mediante las cuales una persona puede atentar contra su vida, y en muchas ocasiones terminarla. Por ejemplo, un estudio en la población coreana (Lim, Lee, & Park, 2014) mostró que un gran porcentaje de los intentos de suicidio se llevaron a cabo mediante el consumo de drogas, pero este método, preferido por el género femenino, difícilmente se consuma. Además, la gran mayoría de los suicidios consumados fueron por ahorcamiento, con 5388 suicidios consumados y solo 500 intentos. Este estudio también reveló que los hombres son más propensos a consumir un suicidio, ya que la tasa de éxito de estos es del 51.2%, mientras que en mujeres solo alcanza un 22.5%.

Al analizar los métodos de suicidio, se tiene en cuenta un estudio realizado en Japón por Morii (Morii, Miyagatani, Nakamae, Murao, & Taniyama, 2010), que muestra cómo en 2008 se popularizó un método de suicidio mediante inhalación de sulfuro de hidrógeno (H₂S), un compuesto altamente letal y de fácil obtención. Este método se podía fabricar con detergente y aditivos para la ducha, lo que

permitía su acceso a una amplia población, especialmente a hombres de entre 20 y 29 años.

Aunque existen diversos métodos para terminar con la vida, desde drogas hasta ahorcamientos, se observa que algunos son más letales y accesibles que otros. Esto plantea la pregunta sobre si debería restringirse la venta de ciertos productos y si sería necesario emitir alertas a las autoridades de seguridad pública cada vez que alguien adquiera dichos elementos. Sin embargo, se reconoce que no todas las personas que acceden a estos productos cometen actos suicidas, por lo que es importante encontrar una política que no limite la libertad sanitaria y el derecho a la salud de los ciudadanos.

En resumen, las causales que se van a mostrar a continuación son las que se pueden extraer de los estudios consultados, y son las que se consideran más importantes a la hora de realizar un análisis sobre el tema. Las principales causales del suicidio son:

1. Las enfermedades mentales:

Las enfermedades mentales que se asocian más frecuentemente con el suicidio son la esquizofrenia, el trastorno bipolar, el trastorno de la personalidad y el trastorno de estrés postraumático.

2. Los trastornos del estado de ánimo:

Los trastornos del estado de ánimo, como la depresión, son una de las principales causas de suicidio.

3. Los problemas familiares:

Los problemas familiares que se asocian más frecuentemente con el suicidio son el divorcio, la pérdida de un ser querido, el abuso sexual o físico, y el abandono.

4. Los problemas en el ámbito laboral:

Los problemas en el ámbito laboral que se asocian más frecuentemente con el suicidio son el desempleo, el estrés laboral, el acoso laboral, y la pérdida de un empleo.

5. Los problemas económicos:

Los problemas económicos que se asocian más frecuentemente con el suicidio son la pobreza, la deuda, y la pérdida de una propiedad.

6. Los problemas en el ámbito social:

Los problemas en el ámbito social que se asocian más frecuentemente con el suicidio son la soledad, el aislamiento social, y el maltrato social.

7. Los problemas de salud física:

Los problemas de salud física que se asocian más frecuentemente con el suicidio son las enfermedades crónicas, el dolor crónico, y las lesiones graves.

Se ha dicho que existen diversos marcadores que hay que tener en cuenta para poder tener una noción clara del por qué las personas cometen actos suicidas, y haciendo alusión a los diversos artículos y estudios consultados, se pueden

categorizar los factores en diversas causales, que van desde alteraciones fisiológicas que afectan a nivel sistémico / orgánico; psicológicas, donde se categorizan las enfermedades, trastornos y alteraciones mentales; sociales, donde entra toda la interacción de la persona con su entorno cultural; y ambientales, que incluyen todos aquellos factores externos a las personas. Cada una de estas influye en cierto grado para crear la patología del suicidio.

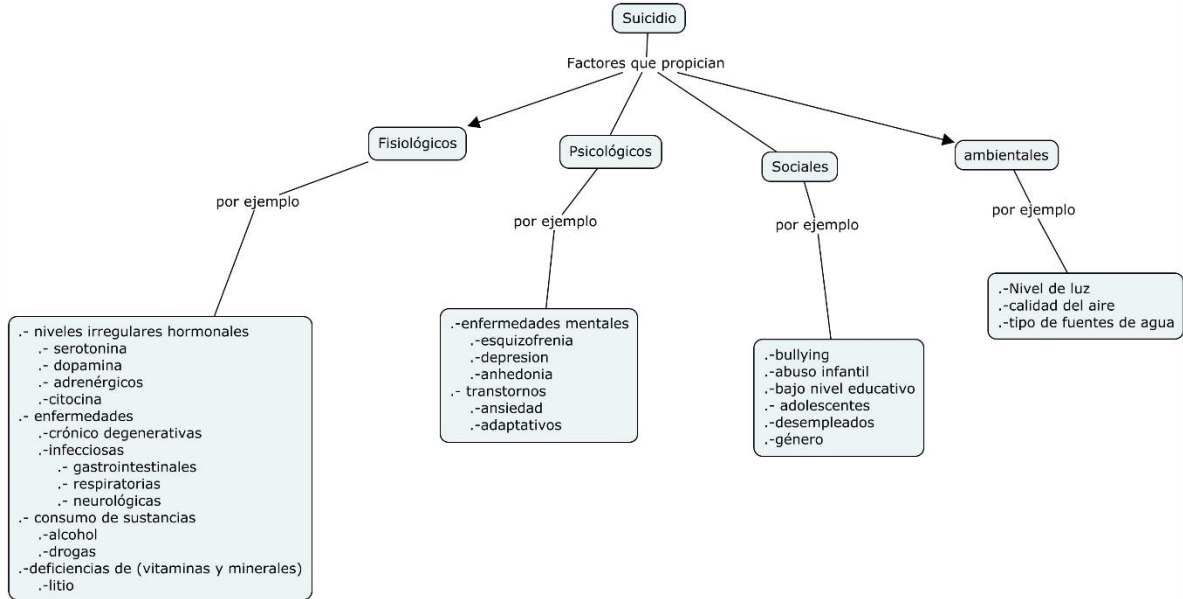


FIG. 4. TAXONOMÍA DE FACTORES RELACIONADOS AL SUICIDIO (FUENTE PROPIA)

Así que las diferentes líneas en las que se pueden agrupar los diferentes factores son fisiológicas, psicológicas, sociales y ambientales (figura 4). Por lo tanto, para tener una comprensión clara de por qué la gente se suicida, es necesario considerar todos los factores con todas sus variables, lo que hace de esto un problema muy difícil de abordar.

2.2 INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La inteligencia artificial ha sido una disciplina en constante evolución desde su origen en 1956, cuando se presentó el primer trabajo denominado Logic Theorist, capaz de demostrar de forma automática teoremas matemáticos. En 1954 surgió el IBM 704, capaz de implementar sistemas de inteligencia artificial como el LIPS. En los años 70's nació el área de procesamiento del lenguaje natural, como respuesta a la prueba de Turing. En los años ochenta se empezaron a producir las primeras aplicaciones comerciales de inteligencia artificial principalmente dirigidas a problemas de producción. En los años 90's se construyó el ordenador Deep Blue que tenía el nivel de un ajedrecista de nivel mundial (Raúl Benítez, Gerard Escudero, Samir Kanaan, 2014). Desde entonces, los avances en el campo han sido significativos, llevando al desarrollo de diversas aplicaciones prácticas, incluyendo aquellas relacionadas con la identificación de patrones y tendencias en diferentes áreas.

En el ámbito de la detección de la tendencia suicida, la inteligencia artificial ha demostrado ser una herramienta prometedora. La capacidad de emular algunas facultades intelectuales humanas en sistemas artificiales ha permitido abordar problemas complejos, como la identificación de señales y factores asociados con la tendencia suicida en individuos.

En la presente investigación, se emplean diversas técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales, Naive Bayes, bosques aleatorios y máquinas de soporte vectorial (SVM), con el fin de desarrollar un clasificador eficiente y preciso para la detección de potenciales suicidas. Estas técnicas han sido seleccionadas debido a su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos y extraer patrones sutiles que podrían no ser detectados por enfoques tradicionales.

En línea con los avances históricos en inteligencia artificial y su aplicación en áreas como el procesamiento del lenguaje natural y el juego de ajedrez, la presente investigación busca contribuir a la prevención del suicidio utilizando técnicas de aprendizaje automático avanzadas. Al aprovechar el poder de las redes neuronales y otras técnicas de clasificación, se pretende desarrollar un clasificador DATSBAA (Detector Automático de la Tendencia Suicida Basado en Aprendizaje Automático) capaz de brindar una detección temprana y precisa de la tendencia suicida en personas.

Con la aplicación de estas técnicas de inteligencia artificial en la identificación de tendencias suicidas, se espera mejorar significativamente la detección y, en última instancia, proporcionar una herramienta valiosa para profesionales de la salud y trabajadores sociales que trabajan en la prevención del suicidio. Asimismo, se busca contribuir al avance de la inteligencia artificial como un medio eficaz para abordar problemáticas sociales y de salud mental.

2.3 RECONOCIMIENTO DE PATRONES

El reconocimiento de patrones es una disciplina científica ampliamente utilizada en diversas aplicaciones, como la visión por computadora, el reconocimiento de caracteres, el diagnóstico asistido por computadora y el reconocimiento de voz, entre otras (Prandi & Gauthier, 2018). Esta disciplina se basa en dos principios fundamentales: la extracción de características y la clasificación de objetos. La extracción de características implica identificar las características más relevantes que serán utilizadas para clasificar los datos de entrada, mientras que la clasificación se realiza mediante algoritmos que toman decisiones basadas en la información procesada.

En el contexto de la investigación sobre la detección de la tendencia suicida, el reconocimiento de patrones desempeña un papel crucial. Para desarrollar un clasificador que identifique potenciales suicidas, es necesario definir los datos relevantes, generar y seleccionar las características más importantes para el proceso de clasificación, diseñar un clasificador adecuado y evaluar el desempeño.

Para mejorar la precisión y eficiencia del reconocimiento de patrones en la identificación de tendencias suicidas, es posible aplicar diversas técnicas

avanzadas, como el aprendizaje profundo (deep learning) y técnicas de preprocesamiento, como la normalización o discretización de datos para eliminar posibles errores (REYNAGA, Rene y MAYTA, 2009). Además, es esencial seleccionar cuidadosamente los parámetros del clasificador y evaluar el rendimiento para determinar la exactitud de los resultados obtenidos.

El reconocimiento de patrones es una disciplina clave para dotar a los sistemas de computación de una mayor capacidad para procesar información y tomar decisiones más precisas. Su aplicación en la identificación de tendencias suicidas permite aprovechar el poder de la computación para segmentar, detectar y clasificar patrones presentes en datos y señales relevantes, lo que podría contribuir significativamente a la prevención del suicidio y brindar una mejor atención a aquellos en riesgo.

2.4 PROGRAMACIÓN EN PARALELO (CUDA)

CUDA son las siglas de Arquitectura Unificada de Dispositivos de Cómputo (Compute Unified Device Architecture), la cual es una plataforma de computación en paralelo y un conjunto de herramientas de desarrollo, creadas por nVidia que permiten la codificación en GPU (graphics processing unit).

El modelo de programación paralela CUDA está diseñado para superar el desafío de programación en GPU, mientras se mantiene una curva de aprendizaje baja para programadores familiarizados con lenguajes de programación estándar como C.

CUDA le permite al programador aprovechar al máximo el paralelismo y la potencia de cálculo de la GPU. La GPU puede ser usada para realizar cálculos complejos de manera más eficiente que una CPU, permitiendo realizar tareas de manera más rápida. Con la arquitectura de programación paralela CUDA se aprovecha el poder de procesamiento gráfico para ejecutar código en paralelo con mayor rapidez. Las APIs de CUDA permiten a los programadores ejecutar tareas en paralelo en una sola tarjeta gráfica, separadas por núcleos de procesamiento. Esto permite a los programadores optimizar sus aplicaciones para maximizar el rendimiento. Por lo tanto, la arquitectura unificada de dispositivos de cómputo (CUDA) es una solución para que los programadores mejoren el rendimiento de sus aplicaciones al aprovechar el poder de procesamiento de la GPU para procesar código de forma paralela. Esto puede ofrecer una mejora importante en la velocidad de procesamiento de una aplicación, lo que permite a los programadores crear aplicaciones más complejas y rápidas.

En esencia hay tres abstracciones clave: una jerarquía de grupos de subprocesos, memorias compartidas y sincronización de barrera, que simplemente se exponen al programador como un conjunto mínimo de extensiones de lenguaje (NVIDIA, 2015b)

En primer lugar, la jerarquía de subprocesos proporciona una base para la paralelización del código. Los programadores crean una estructura jerárquica de objetos representativos de los subprocesos a ejecutar, donde los subprocesos se

agrupan en etapas o tareas. Esto permite la ejecución de varios subprocesos simultáneamente, así como el control de la ejecución de estos.

Memorias compartidas es la segunda abstracción crítica. Esta tecnología permite una memoria compartida entre diferentes subprocesos para el acceso eficiente a los datos. Esto permite una mayor flexibilidad y ahorro de tiempo, ya que los subprocesos pueden acceder y compartir fácilmente los datos sin la necesidad de volver a calcularlos cuando un subproceso los utiliza.

Finalmente, el tercer elemento es la sincronización de barrera. Esto permite a los subprocesos esperar hasta que todos los subprocesos anteriores completen su trabajo antes de que los nuevos comiencen a ejecutarse. Esta es una forma conveniente de garantizar que cada etapa se ejecute correctamente antes de que comience la siguiente.

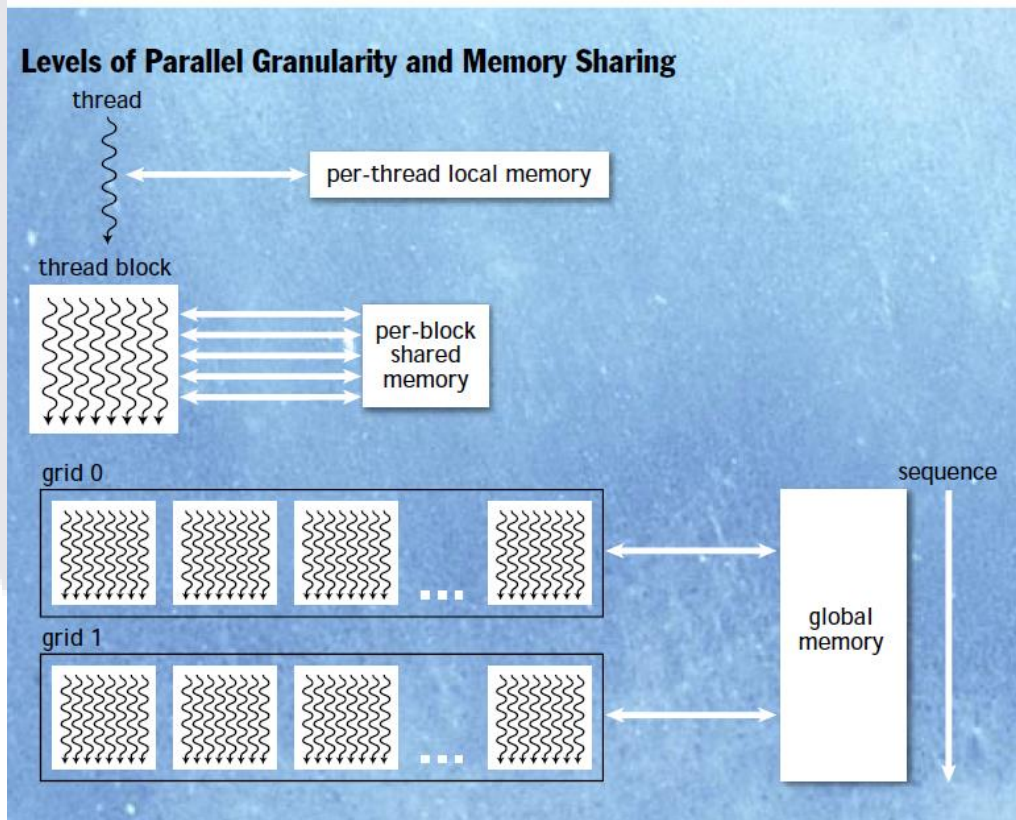


FIG. 5. NIVELES DE GRANULARIDAD EN CUDA (NVIDIA, 2015A)

En la figura 6. podemos observar el nivel de ejecución en donde un programa se divide en varios Grids, los cuales a su vez están divididos en bloques, y estos contienen varios hilos, donde cada uno de ellos se ejecuta de manera independiente de los demás, dando así un gran poder de procesamiento.

Esta estructura de ejecución permite a las aplicaciones de GPU aprovechar al máximo la capacidad de procesamiento que ofrecen estas tarjetas gráficas aceleradas. Además, estas tarjetas gráficas aceleradas también permiten la

ejecución de aplicaciones paralelas en diferentes núcleos, lo que significa que se pueden ejecutar varias operaciones de manera simultánea. Esto permite a los programadores ahorrar tiempo y reduce el consumo de energía al ejecutar aplicaciones, ya que no hay necesidad de ejecutar un gran número de operaciones en un solo núcleo.

El paradigma que propone CUDA es la creación de los bloques de hilos, los cuales dependiendo del GPU se acomodan para cada bloque de subprocesos que puede programarse en cualquiera de los multiprocesadores disponibles dentro de una GPU, en cualquier orden, de forma simultánea o secuencial, de modo que un programa CUDA compilado pueda ejecutarse en cualquier número de multiprocesadores como se ilustra en la Figura 7, y solo en el momento de la ejecución del código el sistema necesita conocer el conteo físico del multiprocesador.



FIG. 6. ESCALABILIDAD AUTOMÁTICA (NVIDIA, 2015)

La Figura 7. ilustra la forma en que los programas compilados para CUDA se ejecutan en los multiprocesadores de una GPU. Los programas se compilan en bloques de hilos, y cada bloque de hilos se distribuye dentro de los multiprocesadores que están disponibles. Cada bloque cuenta con un conjunto individual de instrucciones y memoria para realizar la tarea asignada. El sistema solo necesita saber cuántos multiprocesadores hay disponibles en el momento de ejecutar el código, para distribuir los bloques de hilos entre ellos. Esto permite que el mismo código compilado para CUDA corra de manera eficiente en diferentes configuraciones de hardware.

De esta manera, CUDA ofrece una gran flexibilidad para programar en GPUs, ya que los bloques de hilos se pueden distribuir libremente en los multiprocesadores

disponibles, permitiendo una adaptabilidad considerable al hardware presente. Esta flexibilidad, junto con la capacidad de ejecutar instrucciones simultáneas de manera óptima, hace que las GPUs con CUDA sean ideales para la ejecución de tareas paralelizables, lo que hace que sean una solución de procesamiento ideal para aplicaciones como visión artificial, deep learning, procesamiento de imágenes y simulaciones computacionales.

2.5 METAHEURÍSTICAS

Las metaheurísticas son enfoques de optimización que buscan soluciones efectivas en espacios de búsqueda complejos. En el contexto de la detección de tendencia suicida utilizando algoritmos de clasificación, las metaheurísticas pueden mejorar el rendimiento de algoritmos como redes neuronales, Random Forest y máquinas de soporte vectorial (SVM), permitiendo una mejor adaptación a los datos y una mayor capacidad de generalización.

La detección de tendencia suicida a menudo involucra datos complejos y cambiantes. Las metaheurísticas permiten que los algoritmos de clasificación se adapten a estas condiciones, optimizando los aspectos clave para mejorar la precisión y la robustez del modelo. Permitiendo que nuestros algoritmos cuenten con diversas ventajas, tales como:

- **Mayor Rendimiento:** La optimización de algoritmos de clasificación a través de metaheurísticas puede llevar a un mejor rendimiento en términos de precisión y generalización.
- **Ahorro de Tiempo:** En lugar de realizar ajustes manuales exhaustivos, las metaheurísticas pueden encontrar soluciones eficientes en espacios de búsqueda complejos.
- **Mayor Adaptabilidad:** Los modelos resultantes son más adaptables a cambios en los datos, lo que es crucial en aplicaciones como la detección de tendencia suicida.

2.6 ENFOQUE LÓGICO-COMBINATORIO

De acuerdo con José Ruíz Shulcloper & Manuel Lazo Cortés (1995), la teoría de testores se formuló como una de las direcciones científicas independientes de la cibernética matemática a mediados de los años 60's en la ex-uni6n de las repúblicas socialistas soviéticas (URSS). Originalmente pensado en la utilizaci6n de métodos l6gicos matemáticos para la localizaci6n de desperfectos en circuitos eléctricos que realizan operaciones booleanas.

Según Shulcloper, A. Guzmán, & J. F. Martínez (1999), un testor es un conjunto de características capaces de distinguir entre dos clases, porque ningún objeto de la clase 1 puede ser confundido por alguno en la clase 2. Y este testor es llamado irreducible o típico si al quitar cualquiera de sus elementos deja de ser testor.

La teoría de testores se originó como una aplicaci6n práctica de los conceptos y técnicas matemáticas de la cibernética para la localizaci6n de fallas en los circuitos eléctricos. Esto se logró encontrando representaciones matemáticas simples para los circuitos eléctricos y construyendo sobre ellas teorías que

permitieron formular la idea de testor. Esta teoría ayudó en el análisis de los circuitos eléctricos y su correcto diagnóstico de comportamiento. La teoría de testores también sirvió como un fundamento para el campo de la lógica cuantificacional, que se ha convertido en un área importante de investigación en la ciencia de la computación.

Como nos indica (M., J., & E., 1995) la definición formal viene dada por lo siguiente: *supongamos que U es una colección de objetos, y estos objetos son descritos por n características; también se infiere que estos objetos están agrupados en k clases. Comparando cada par de características que pertenecen a objetos de diferentes clases, usando cualquier criterio, podemos obtener la matriz de diferencia (DM por sus siglas en ingles) que es creada capturando todas las diferencias entre los objetos de las diferentes clases; estas diferencias están codificadas con un 1 si la diferencia existe y con un 0 si carece de ésta. Esta DM puede ser muy grande cuando identificamos varias diferencias entre miembros de una clase en comparación de otras. Haremos que T sea un subconjunto de todo el conjunto de etiquetas de las columnas de DM. Llamamos matriz básica (BM) al conjunto de datos especiales que resulta de eliminar todas las filas pertenecientes a DM que no sean filas básicas.*

La definición matemática de la matriz básica (BM) es la siguiente. Sea U un subconjunto de la matriz de diferencia DM, y sea una fila de esa matriz, donde cada elemento corresponde a una diferencia específica entre objetos de diferentes clases. Entonces la matriz básica es el subconjunto de U formado por aquellas filas que están presentes en cada clase de la matriz DM. En otras palabras, la matriz básica se puede definir como el conjunto de características que diferencian los objetos de diferentes clases, donde cada elemento representa una diferencia específica. Esto significa que cada elemento de la matriz básica debería identificar una característica única que distingue a una clase de otra. Por lo tanto, la identificación de estas características únicas es una herramienta útil para la discriminación y la clasificación entre objetos. Por último, resaltamos que la matriz básica es un concepto clave en el análisis de datos y se ha utilizado con frecuencia para identificar información potencialmente útil y clasificar objetos de acuerdo con sus características únicas.

De ahí que:

Sean a y b dos filas de DM, a es una sub-fila de b si la condición presentada en ecuación 1 se satisface, y también existe al menos una que satisface ecuación 2

ECUACIÓN 1

$$(\forall_i | \mathbf{b}_i = \mathbf{0}, \mathbf{a}_i = \mathbf{0})$$

En otras palabras, a es una fila básica de DM, si no hay alguna otra fila menor en DM

ECUACIÓN 2

$$(\exists_i | \mathbf{b}_i = \mathbf{1} \wedge \mathbf{a}_i = \mathbf{0})$$

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Dada una DM, crear la BM, que es la matriz compuesta exclusivamente por las filas básicas en DM. BM también está compuesta por 1's y 0's, porque tienen las diferencias básicas entre clases. Pongamos atención a las tres declaraciones que siguen para encontrar los testores típicos.

1. T es un testor de una matriz de aprendizaje (LM) si no existen filas de ceros en la matriz del conjunto potencia (M) después de eliminar todas las columnas que no pertenecen al conjunto T.
2. El conjunto de T es típico si al eliminar cualquier característica $j \mid j \in T$, T pierde su condición de testor.
3. El conjunto de todos los testores típicos de DM es igual al conjunto de todos los testores típicos de MB.

En resumen y citando a Torres (M.D. Torres, 2010), una manera fácil de definir a los testores es: como las características requeridas para distinguir a dos o más objetos que pertenecen a distintas clases. Este conjunto no es necesariamente el mínimo, por lo que un testor típico es el número mínimo de características con las cuales se puede discriminar entre objetos para su clasificación y si una de estas características es removida, el objeto, deja de ser testor.

Los testores han sido aplicados en varios ámbitos, por citar algún ejemplo han sido aplicados en la determinación de factores asociados con lesiones pulmonares agudas relacionadas con transfusiones sanguíneas (TRALI); donde los aplicaron mediante un algoritmo evolutivo híbrido (María Dolores Torres et al., 2014). También se han aplicado en astronomía, para la estimación de parámetros estelares (Santos, Carrasco, & Martínez, 2004). Otro uso ha sido en las ciencias computacionales, con el fin de reducir las dimensiones de modelos de redes neuronales (Vázquez & Godoy-Calderón, 2007). Los testores tienen un gran número de campos de aplicación, que van desde su origen en electrónica, pasando por las ciencias computacionales, la astronomía, e incluso la medicina; solo por citar algunos. Es por esto, que gracias a la gran flexibilidad que nos muestran, pueden aplicarse para resolver grandes y diversos problemas, en dónde intervienen demasiadas variables; tal es el caso de la problemática del suicidio, que son problemas multifactoriales, en dónde se puede obtener muy buenos resultados.

Al final, los testores son herramientas útiles para los científicos de diferentes áreas, ya que nos ayudan a determinar cuáles son los factores más importantes para un problema en particular y, por lo tanto, diseñar mejores soluciones para los mismos. En definitiva, los testores son una herramienta bastante útil para poder discriminar entre distintas clases de objetos, utilizando el mínimo número de características posibles para esta tarea, para obtener el mejor resultado. Esto puede ser útil en un gran número de campos, desde su origen en la electrónica, pasando por la medicina, la astronomía, y la computación, entre otros. Pueden ser de gran ayuda a la hora de abordar problemas multifactoriales, como la problemática del suicidio.

2.7 REDES NEURONALES

Las redes neuronales son una forma de emular las capacidades de pensamiento del ser humano, como la capacidad de memorizar y asociar hechos. Son un modelo artificial y simplificado del cerebro humano, capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia (Matich, 2001).

Las redes neuronales se caracterizan por el uso de una arquitectura de algoritmos basada en la neurología, permitiendo que las computadoras emulen los procesos de aprendizaje y pensamiento que se producen en nuestros cerebros. Esto se logra a través del uso de la "neurona", unidad básica de la red neuronal, que recoge la información y se conecta con otra neurona para pasar la información. Las conexiones entre las neuronas pueden ser modificadas según la información que se reciba, y la información se puede almacenar en estas conexiones. Esto permite que la red neuronal "aprenda" con el tiempo.

Las redes neuronales consisten en unidades de procesamiento que intercambian datos o información; se utilizan para reconocer patrones, incluyendo imágenes, manuscritos y secuencias de tiempo (por ejemplo: tendencias financieras). Tienen capacidad de aprender y mejorar su funcionamiento.

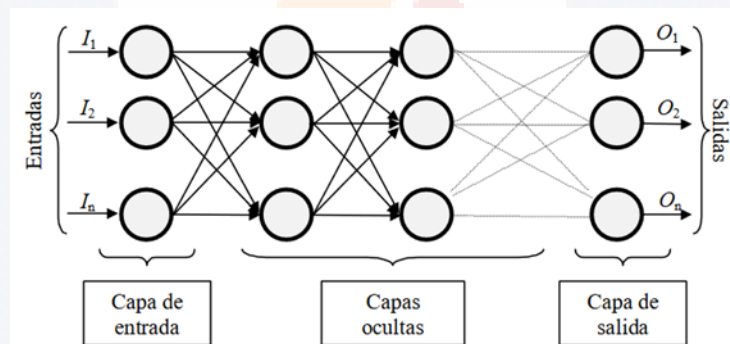


FIG. 7. EJEMPLO DE RED NEURONAL (MATICH, 2001)

Usualmente una red neuronal (figura 5) consta de tres capas que funcionan hacia adelante, una capa de entrada por donde ingresan los datos, que pasan a la capa oculta, y posteriormente la capa de salida, esto es conocido como MPL (multi layer perceptrons por sus siglas en ingles).

Las redes neuronales también se utilizan para problemas de clasificación para identificar patrones en los datos, como la identificación de objetos en imágenes o la identificación de ciudades en satélites. Se pueden utilizar para aprender a predecir los precios de las acciones, a descubrir patrones en las señales de audio o a reconocer voces. Se utilizan también en la búsqueda de información en bases de datos y en la detección de anomalías. En general, las redes neuronales tienen la capacidad de procesar información y aprender a partir de ella, siendo una forma muy útil de procesar datos para aquellas tareas que requieren patrones complejos. Esto convierte a las redes neuronales en una herramienta extraordinariamente útil,

permitiendo a las computadoras realizar tareas que normalmente no serían posibles para una computadora.

En resumen, las redes neuronales son un avance importante en la tecnología informática que puede usarse para resolver problemas complejos. Estas redes, a diferencia de otras tecnologías informáticas, tienen la capacidad de representar y almacenar de manera efectiva conocimientos complejos. Por lo tanto, son una herramienta muy importante para una variedad de aplicaciones empresariales y científicas.

2.8 BOSQUES ALEATORIOS

Un bosque aleatorio o random forest (por su nombre en inglés) es un algoritmo de aprendizaje automático que consta de múltiples árboles de decisión. Cada árbol del bosque se entrena en un subconjunto aleatorio de los datos, y el resultado final está determinado por el voto mayoritario de todos los árboles del bosque. Este enfoque ayuda a reducir el sobreajuste, ya que la aleatoriedad en los subconjuntos de datos y el promedio de los resultados de varios árboles pueden ayudar a reducir la varianza del modelo. Además, los bosques aleatorios pueden manejar una gran cantidad de características de entrada y se pueden usar para tareas de clasificación y regresión (Cutler, Cutler, & Stevens, 2012).

Los algoritmos de bosque aleatorio se usan comúnmente para el análisis predictivo, ya que pueden proporcionar predicciones muy precisas. Se han utilizado en una variedad de aplicaciones que van desde predecir los precios del mercado de valores hasta predecir qué cliente abandonará.

Los bosques aleatorios también tienen varias ventajas sobre otros modelos de aprendizaje automático, como que son relativamente fáciles de usar, requieren poca preparación de datos y pueden manejar datos categóricos. Además, también son robustos a los valores atípicos en los datos.

Sin embargo, los bosques aleatorios pueden ser computacionalmente costosos y pueden ser difíciles de interpretar. Además, pueden tener dificultades para capturar interacciones entre características que no son lineales.

2.9 MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL

Las máquinas de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés) son algoritmos de aprendizaje supervisado que se puede utilizar para tareas de clasificación y regresión. La idea básica detrás de SVM es encontrar un hiperplano (una línea o un plano en un espacio de mayor dimensión) que separe al máximo las diferentes clases en los datos de entrenamiento. El hiperplano se elige de modo que separe al máximo las diferentes clases y, al mismo tiempo, maximice la distancia entre el hiperplano y los puntos de datos más cercanos, conocidos como vectores de soporte. Estos vectores de soporte son los ejemplos de entrenamiento que están más cerca del hiperplano y tienen la mayor influencia en la posición del hiperplano (BETANCOURT, 2005).

Las SVM son particularmente útiles cuando los datos no se pueden separar linealmente en su forma sin procesar. En tales casos, se puede usar una técnica

llamada el truco del kernel para transformar los datos en un espacio de mayor dimensión donde se vuelven linealmente separables. Los ejemplos comunes de kernels incluyen kernels lineales, polinómicos y de función de base radial (RBF).

Se considera que las SVM son adecuadas para problemas con un gran espacio dimensional y también son efectivas en los casos en que el número de dimensiones es mayor que el número de muestras (BETANCOURT, 2005).

Las SVM se pueden utilizar tanto para tareas de clasificación como de regresión. En clasificación, el objetivo es encontrar un hiperplano que separe las diferentes clases en los datos, mientras que, en regresión, el objetivo es ajustar el mejor hiperplano a los datos para minimizar el error de predicción.

Además, las SVM también se pueden usar para la detección de valores atípicos, al encontrar los puntos de datos que están más alejados del hiperplano.

En general, las SVM son una herramienta potente y versátil para tareas de aprendizaje supervisado y se han utilizado ampliamente en diversas áreas de aplicación, como la clasificación de textos, la clasificación de imágenes y el diagnóstico médico.

En resumen, las máquinas de vectores de soporte son algoritmos de aprendizaje supervisado que se utilizan tanto para tareas de clasificación como de regresión. Son particularmente útiles cuando los datos no son linealmente separables y el truco del kernel se puede usar para transformar los datos en un espacio de mayor dimensión.

En general, las SVM son una herramienta potente y versátil para tareas de aprendizaje supervisado y se han utilizado ampliamente en diversas áreas de aplicación.

2.10 LOGICA DIFUSA

La lógica difusa es una rama de la inteligencia artificial y las matemáticas que se utiliza para modelar y razonar sobre la incertidumbre y la vaguedad. Se pueden identificar los siguientes aspectos (Zadeh, 1965) :

Sistemas difusos: la lógica difusa se basa en la idea de los conjuntos difusos, que permiten modelar la incertidumbre y la vaguedad de los datos. Los sistemas difusos se componen de tres partes principales: la entrada, el núcleo y la salida. La entrada es donde se reciben los datos difusos, el núcleo es donde se realizan los cálculos y la salida es donde se genera una respuesta difusa.

Funciones de membresía: la teoría de conjuntos difusos se basa en las funciones de membresía, que permiten asignar un grado de pertenencia a un elemento a un conjunto difuso. Estas funciones pueden ser triangulares, trapezoidales, sigmoides, entre otras.

Reglas de inferencia: las reglas de inferencia difusa permiten establecer la relación entre las entradas y las salidas de un sistema difuso. Estas reglas se basan en operadores lógicos difusos, como el AND difuso, el OR difuso y el NOT difuso.

Resolución de conflictos: en ocasiones, las reglas de inferencia pueden generar resultados contradictorios. La resolución de conflictos se encarga de determinar la salida final del sistema difuso en estos casos.

Lógica difusa proposicional y de predicados: la lógica difusa proposicional y de predicados permite extender la lógica clásica para permitir la representación y el razonamiento sobre la incertidumbre y la vaguedad. Esta lógica se basa en operadores lógicos difusos y en la teoría de conjuntos difusos.

Aprendizaje y clasificación difusa: el aprendizaje y la clasificación difusa se utilizan para ajustar los parámetros de un sistema difuso y para clasificar datos difusos en categorías. Estos métodos se basan en técnicas de optimización y en la teoría de la aproximación difusa.

Aplicaciones prácticas: la lógica difusa tiene una amplia variedad de aplicaciones prácticas, como el control de sistemas, la toma de decisiones, la modelización de sistemas complejos y el procesamiento de señales y datos difusos.

En resumen, la lógica difusa se compone de los sistemas difusos, las funciones de membresía, las reglas de inferencia, la resolución de conflictos, la lógica difusa proposicional y de predicados, el aprendizaje y la clasificación difusa, y las aplicaciones prácticas. Estos aspectos permiten modelar y razonar sobre la incertidumbre y la vaguedad de los datos en una gran variedad de campos.

2.11 MÉTODOS MULTICRITERIO DE TOMA DE DECISIONES

Los métodos multicriterio de toma de decisiones son herramientas esenciales en situaciones en las que se deben considerar múltiples factores o criterios al tomar una decisión. Estos métodos permiten evaluar y comparar diferentes alternativas bajo diversos criterios, lo que es especialmente valioso en aplicaciones que involucran decisiones complejas y contradictorias, como el desarrollo de un modelo clasificador de tendencia suicida.

Los métodos multicriterio se utilizan para ordenar o seleccionar alternativas basadas en múltiples criterios que a menudo son difíciles de comparar directamente. Estos métodos se pueden clasificar en dos categorías principales: métodos ponderados y métodos basados en la distancia. Entre estos últimos, el método TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) es particularmente relevante.

TOPSIS es un método que se basa en la idea de que la mejor alternativa es aquella que tiene la mayor similitud con la solución ideal y la menor similitud con la solución no ideal. El método opera en dos fases principales:


- Normalización: Los valores de los criterios se normalizan para que estén en la misma escala y se expresen en términos relativos. Esto asegura que todos los criterios sean igualmente significativos en la toma de decisiones.
- Cálculo de Distancias: Se calcula la distancia euclidiana entre cada alternativa y las soluciones ideales y no ideales. La solución ideal es la que

maximiza cada criterio, mientras que la solución no ideal es la que minimiza cada criterio.

- Cálculo de Similitud: Se calcula la proximidad relativa de cada alternativa a la solución ideal y no ideal, generando un valor de similitud para cada alternativa.
- Ranking y Selección: Las alternativas se ordenan en función de sus valores de similitud. Aquellas con una mayor similitud a la solución ideal y una menor similitud a la solución no ideal se consideran las mejores alternativas.

En el contexto del desarrollo de un modelo clasificador de tendencia suicida, el método TOPSIS puede ser aplicado para evaluar y clasificar la gravedad de las tendencias suicidas en función de múltiples criterios, como factores socioeconómicos, historial médico, indicadores psicológicos y otros.





CAPITULO 3 METODOLOGÍA

En la investigación, se llevó a cabo un proceso de recopilación, análisis y síntesis de datos con el objetivo de obtener conclusiones objetivas relevantes. El proceso se inició con una amplia investigación y consolidación de información primaria para comprender el contexto y los objetivos generales del proyecto. Se realizaron entrevistas con expertos y se utilizaron diferentes metodologías para abordar el tema en profundidad, lo que ayudó a establecer un marco para comprender mejor los principios involucrados en el proceso. Una vez que se establecieron estos principios, se discutieron soluciones específicas y se implementaron en la investigación. Al final del proceso, se documentaron los resultados obtenidos y se recomendaron cambios necesarios. De esta manera, se creó el marco de trabajo que se muestra en la figura 8 y se describen sus pasos a continuación.

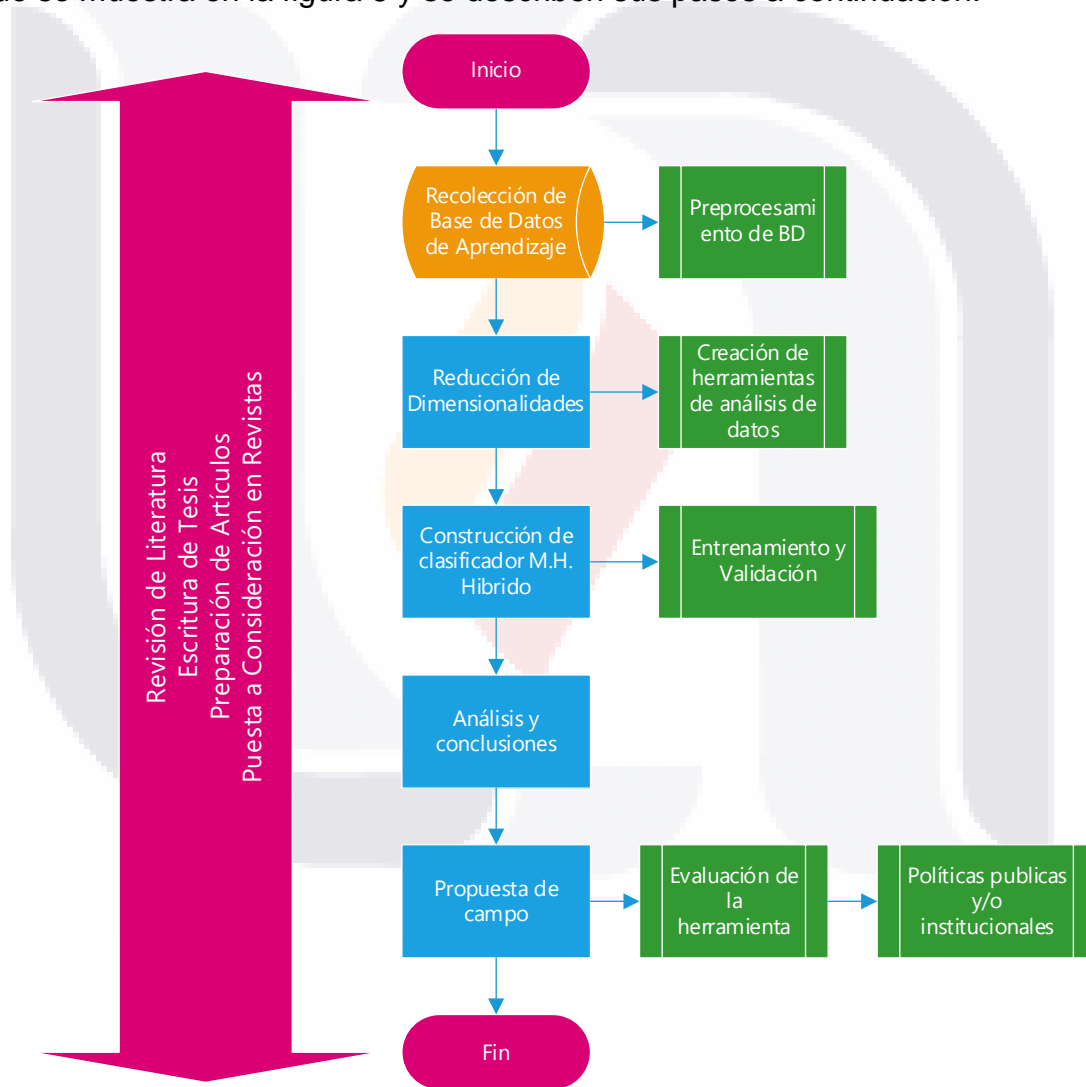


FIG. 8. METODOLOGÍA (FUENTE PROPIA)

3.1 BD APRENDIZAJE

En la realización de esta tesis, se ha utilizado una base de datos compuesta por 503 registros, cada uno con 379 características. La base de datos se compone de

dos grupos de estudio: personas con tendencia suicida (140 sujetos) y personas de control (363 sujetos). La información ha sido proporcionada por el departamento de psicología de la UAA y proviene de un censo llevado a cabo en colaboración con las Secretarías de Salud y Seguridad Pública del Estado de Aguascalientes en el año 2008.

Antes de utilizar la base de datos, se procedió a su preparación, lo que implicó la eliminación de registros con datos faltantes y la eliminación de información sensible como nombres y direcciones. Además, se discretizaron los datos y se les otorgó una dirección en el caso de los datos escalares, lo que permitió su posterior análisis y procesamiento.

3.2 MECANISMO DE REDUCCIÓN DE DIMENSIONALIDADES

Dado el gran número de variables, se ha desarrollado una metodología para el tratamiento de grandes bases de datos. Esta metodología se presenta en la figura 9. En esta fase se están procesando los datos mediante el enfoque lógico combinatorio para obtener los testores. A partir de éstos, se seleccionan aquellos que contienen el menor número de variables. En esta parte se identifican los patrones predisponentes en el suicida.

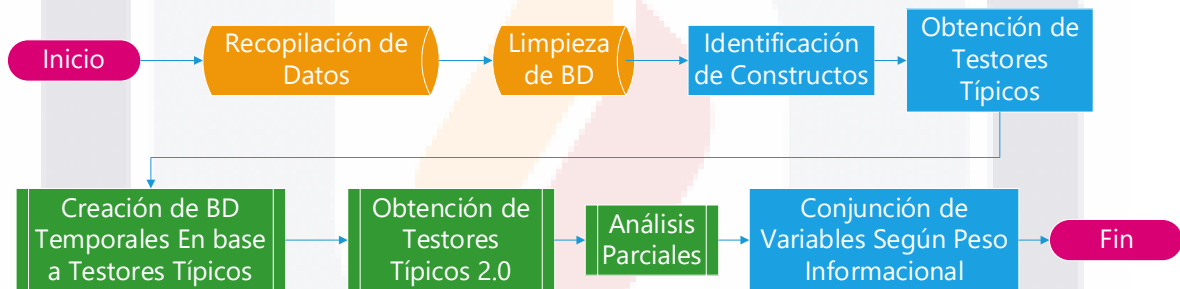


FIG. 9. METODOLOGÍA PARA EL MANEJO DE GRANDES BASES DE DATOS (FUENTE PROPIA)

3.2.1 RECOPIACIÓN DE DATOS:

El proceso de recopilación de datos es fundamental para cualquier análisis. En esta fase, se obtienen los datos necesarios para el estudio. Esto puede implicar la recopilación de información en entrevistas. Los datos que se recolectaron fueron de manera adecuada y confiable para que los resultados del análisis sean precisos y significativos.

3.2.2 LIMPIEZA DE BD:

Esta fase tiene como finalidad crear una base de datos ordenada sin registros duplicados o con datos faltantes, así como discretizar valores y eliminar datos sensibles.

3.2.3 IDENTIFICACIÓN DE CONSTRUCTOS:

En esta parte, se agrupan variables similares con el objetivo de obtener un constructo que pueda englobar en un solo valor el conjunto total de las variables agrupadas. Esta fase se realiza principalmente con la ayuda de expertos en el área del tema estudiado.

3.2.4 OBTENCIÓN DE TESTORES TÍPICOS:

Para el desarrollo de esta etapa, se diseñó e implementó una herramienta de software en Python mediante el paradigma CUDA, el cual redujo significativamente el tiempo de procesamiento. El algoritmo implementado consiste en los pasos mostrados en la figura 10.

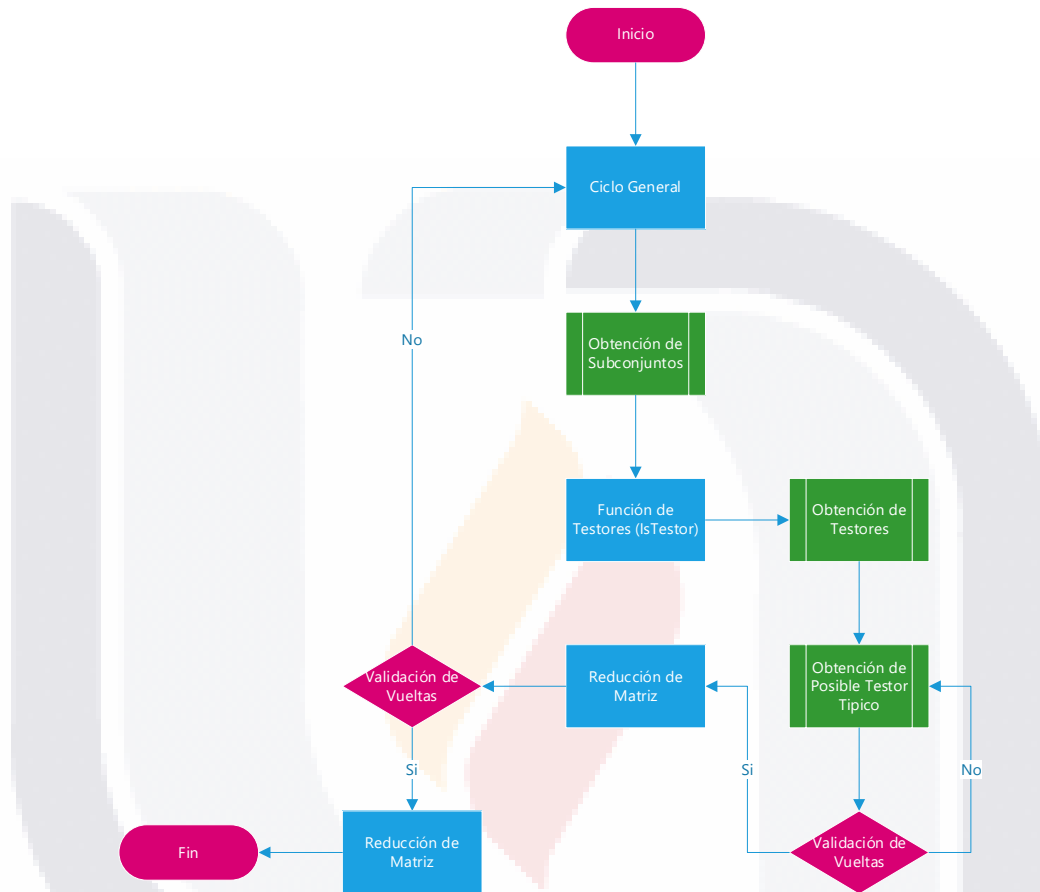


FIG. 10. ALGORITMO DBT

El algoritmo DBT consiste en un ciclo principal que se repite hasta que todo el conjunto potencia sea procesado. Dentro de este ciclo se generan subconjuntos del conjunto potencia, ya que el procesador tiene un límite de procesos en paralelo. Cada subconjunto se procesa en la función IsTestor, la cual contrasta cada caso del subconjunto con la matriz básica (MB) para determinar si es un testor.

Después de obtener la matriz de testores (MT) del subconjunto, se realiza un ciclo interno en el cual se reemplaza un bit con valor de uno por cero, de la cadena binaria de cada caso de la MT obtenida anteriormente. Luego, se compara nuevamente con la MB para determinar si la nueva cadena continúa siendo un testor. Si es así, el registro se elimina, obteniendo una matriz de posibles testores típicos (MPTT). Este ciclo se ejecuta tantas veces como lo decida el usuario. Con la MPTT obtenida, se realiza una reducción para obtener la matriz de testores típicos (MTTS) asociados al subconjunto evaluado. Una vez que se evalúan todos

los subconjuntos del conjunto potencia, se conjuntan todas las MTTs y se realiza una reducción final para obtener la matriz de todos los testores típicos (MTT).

(poner ejemplo)

3.2.5 CREACIÓN DE BD TEMPORALES EN BASE A TESTORES TÍPICOS:

Creación de BD temporales en base a testores típicos: En esta fase, se generan propuestas de nuevas bases de datos utilizando los testores típicos de menor número de variables obtenidos en el paso anterior. Estas nuevas bases de datos contendrán las variables originales de los constructos que hayan sido seleccionados.

3.2.6 OBTENCIÓN DE TESTORES TÍPICOS 2.0:

En esta etapa, se obtienen los testores típicos de las bases de datos creadas en el paso anterior siguiendo el algoritmo descrito en la figura 10.

3.2.7 ANÁLISIS PARCIALES

Utilizando los nuevos testores típicos, se analizan los factores que llevan a una persona a cometer suicidio. Se obtienen diversas tablas que muestran la segmentación de personas con tendencia suicida y sin ella en las diferentes variables.

3.2.8 CONJUNCIÓN DE VARIABLES SEGÚN PESO INFORMACIONAL

En esta fase, se determina el peso informacional de cada variable de los testores típicos obtenidos en el paso anterior. Se seleccionan solo aquellas que tienen un peso informacional superior al 40%, reduciendo así el número de variables a considerar.

3.3 CONSTRUCCIÓN DE CLASIFICACIÓN M.H. HIBRIDO.

En este punto, se crearon redes neuronales, clasificadores bayesianos, bosques aleatorios y máquinas de soporte vectorial, cuyas variables de entrada se obtuvieron de los testores obtenidos en el punto anterior.

3.4 ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN

En esta fase, se entrenaron los algoritmos construidos anteriormente con varias combinaciones de testores, con el objetivo de obtener la combinación de variables que garantice una mejor predicción.

3.5 PROPUESTA DE CAMPO

Se desarrolló una plataforma web con nuestro mejor clasificador, en la cual los usuarios pueden capturar una serie de datos y esta aplicación les indicará si están dentro de la población con riesgo de suicidio. Esta plataforma está disponible para toda persona relacionada con el sector salud que desee utilizarla.

3.6 EVALUACIÓN DE LA HERRAMIENTA

En esta parte se evalúa la herramienta creada en el apartado anterior, para esto se creó un cuestionario de usabilidad en el cual se aplicó a diversas personas después de que usaran la herramienta.

3.7 POLÍTICAS PÚBLICAS / INSTITUCIONALES

Se implementó una política institucional en la que los estudiantes de nuevo ingreso contestan un cuestionario al inicio y al final del semestre para canalizar adecuadamente a aquellas personas que requieran atención psicológica.

3.8 ANÁLISIS Y CONCLUSIONES

En esta etapa se determinó la opción con el menor porcentaje de error y el mejor tiempo de procesamiento para la predicción de personas con tendencia suicida.





**CAPITULO 4
PATRONES
PREDISPONENTES EN
EL SUICIDIO**

Este análisis de datos surge como parte del mecanismo de reducción de dimensionalidades y se llevó a cabo con el fin de entender mejor las diferencias y similitudes entre las personas que se han suicidado y las personas que no. Los resultados de este estudio son de gran ayuda para el desarrollo de medidas preventivas y programas de intervención para prevenir el suicidio.

El análisis inicia con una base de datos con una base de datos con 379 variables, las cuales se distribuyen en factores fisiológicos, psicológicos, sociales, ambientales e identificadores.

- Fisiológicas (24)
- Psicológicos(255)
- Sociales (53)
- Ambientales (23)
- Identificadores (24)

En el proceso de creación de los constructos, se tuvo en cuenta la literatura existente sobre los factores de riesgo relacionados con el suicidio, así como la experiencia clínica y de investigación del equipo de psicólogos de la UAA encargados del estudio y la obtención de datos. Se establecieron categorías como antecedentes familiares de trastornos mentales, problemas de salud mental, problemas de abuso de sustancias y factores socioeconómicos. Quedando las agrupaciones en los siguientes constructos, cabe resaltar que algunas variables correspondientes a los identificadores y la información sociodemográfica no se han usado por cuestiones de privacidad.

- Adicciones (24)
- Emociones y estado de ánimo (39)
- Experiencias negativas (34)
- Sensaciones y estado nervioso (21)
- Desesperanza (20)
- Impulsividad (5)
- Situaciones estresantes (86)
- Recursos (40)
- Autoestima (10)
- Información sociodemográfica (53)
- Relaciones familiares (12)
- Información sociodemográfica (11)

- Tipo de derechohabencia
- Ocupación
- Desempeño laboral / escolar
- No personas (hacinamiento)
- Edo socioeconómico
- Identificadores (24)
 - Sexo
 - Edad

Una vez que se obtuvieron los testores típicos utilizando los constructos anteriormente mencionados, se realizó un análisis más detallado de las variables incluidas en cada uno de ellos. Esto permitió identificar qué variables tenían una mayor influencia en el constructo correspondiente y, por lo tanto, podrían ser objetivos clave para la intervención.

Este estudio tuvo limitaciones, como el tamaño de la muestra y la calidad de los datos disponibles. Sin embargo, los resultados obtenidos proporcionaron información valiosa sobre los factores de riesgo y protección para el suicidio en la población estudiada.

A continuación, se identifican los patrones y factores de riesgo que pueden predecir la tendencia suicida en las personas. A través de la recopilación y análisis de una base de datos, la identificación de constructos y la obtención de testores típicos, se han identificado ciertos elementos de gran interés para entender mejor esta problemática.

La metodología de reducción de dimensionalidad ha arrojado 108 testores típicos que representan las combinaciones de constructos de características que garantizan una buena clasificación de la matriz de aprendizaje utilizada. Estos testores típicos se obtuvieron a partir de la base de datos que contiene información de personas con tendencia suicida y personas que no presentan tal tendencia. En cuanto a los pesos informacionales, que miden la importancia de cada característica en la clasificación del objeto, se muestran a continuación los correspondientes a cada una de las 18 variables.

TABLA 2. RESULTADOS DE ANÁLISIS DE TESTORES (BARAJAS, 2017)

Variable	Peso
Derechohabencia	3%
Tipo de derechohabencia	51%
Ocupación	54%
Sexo	37%
Edad	100%

Desempeño laboral / escolar	29%
No personas (hacinamiento)	82%
Edo socioeconómico	27%
Relaciones familiares	20%
Emociones y estado de ánimo	10%
Experiencias negativas	12%
Sensaciones y estado nervioso	9%
Desesperanza	15%
Impulsividad	16%
Adicciones	20%
Situaciones estresantes	9%
Recursos	18%
Autoestima	18%

Se identificaron tres testores típicos con cuatro variables cada uno, que representan combinaciones específicas de constructos de características que ayudan a predecir la tendencia suicida en una persona. Estos testores fueron obtenidos luego de aplicar la metodología de reducción de dimensionalidades y la selección de variables con un peso informacional superior al 20%. Los constructos asociados a un trastorno depresivo mayor, como desesperanza, sensaciones de nerviosismo, relaciones familiares, estado de ánimo, estrés y autoestima, fueron agrupados en una suma lógica con un peso informacional de 68%. Además, se encontró que la población socioeconómica más vulnerable que sufre depresión tiene un mayor riesgo de cometer suicidio y que el alto nivel de hacinamiento es un factor de riesgo importante que no ha sido reportado en la literatura. También se confirmó que la edad del sujeto de estudio, en conjunto con otros factores de interés, es una característica relevante.

Los testores con 4 variables que se obtuvieron son:

1. Edad, ocupación, hacinamiento, estado de ánimo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0)
2. Edad, ocupación, hacinamiento, nerviosismo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0)
3. Edad, ocupación, hacinamiento, estrés (0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0)

En los cuales podemos apreciar que está presente el hacinamiento, la edad y la ocupación, y sólo difieren en estado de ánimo, nerviosismo, y estrés, los cuales mencionamos que están asociados a un estado de depresión mayor.

4.1 TESTOR CON CONSTRUCTO ESTADO DE ÁNIMO

Para analizar el primer testor correspondiente a la Edad, ocupación, hacinamiento y estado de ánimo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0), se creó una base de datos temporal. Solo se utilizaron las variables relacionadas con el constructo de estado de ánimo, edad, ocupación y hacinamiento en esta base de datos. Esta base de

datos consta con las 39 variables originales asociadas al constructo de estado de ánimo. A partir de esta base, se obtuvieron los testores típicos y se calculó el peso informativo de cada variable, conservando únicamente aquellas que obtuvieron un valor superior al 40%.

TABLA 3. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL ESTADO DE ANIMO

Peso	Variable
47.443 %	Dormía sin descansar
41.221 %	No podía seguir adelante
41.387 %	Nada me hacía feliz
73.966 %	Sentí que era una mala persona
44.587 %	Dormía más de lo acostumbrado
44.738 %	Sentía deseos de estar muerto
40.702 %	Quería hacerme daño
42.942 %	Estaba a disgusto conmigo mismo
40.744 %	Perdí peso sin intentarlo

En las siguientes figuras se presenta un análisis de los porcentajes de algunas variables, en donde se muestra la cantidad de días en que las personas han sentido ciertas emociones en los últimos 14 días. En color azul se muestran las personas con tendencia suicida, mientras que en color naranja se encuentra el grupo de control.

En la figura 11 se observa la variable "dormir sin descansar", donde el grupo de control manifiesta haberla presentado de 1 a 2 días en un 19% más que el grupo con tendencia suicida. Por otro lado, las personas con tendencia suicida manifiestan haberla sentido al menos 5 días en mayor medida. Esto indica que las personas con tendencia suicida manifiestan una mayor alteración en los ciclos de sueño, lo que puede desencadenar otros síntomas relacionados.

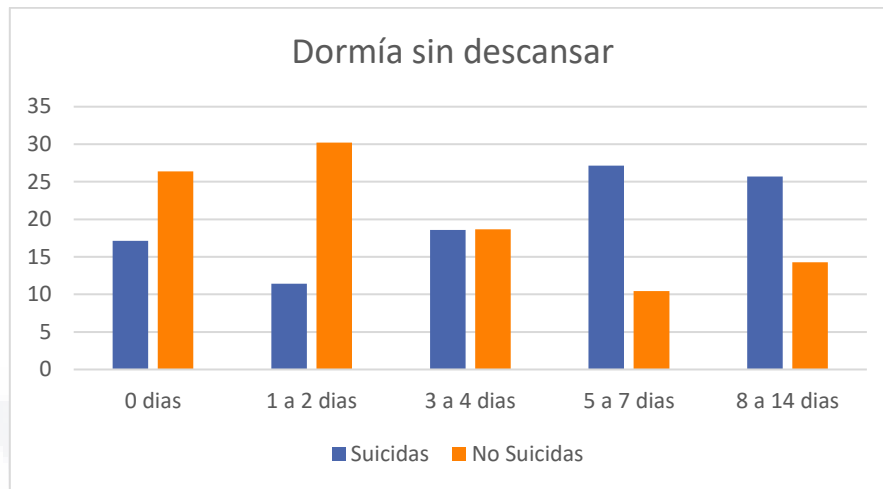


FIG. 11. COMPARATIVA DORMIR SIN DESCANSAR

Adicionalmente en la figura 12 las personas con tendencia suicida muestran una mayor prevalencia en sentir que nada los hace felices. Tal es el caso de que el grupo de control manifiesta un 24% más el no haberse sentido así ningún día, mientras que más del 30% de las personas con tendencia suicida tuvo esta sensación por más de 5 días. Lo cual nos muestra que las personas con tendencia suicida suelen tener mayores índices de depresión.



FIG. 12. COMPARATIVA NADA ME HACÍA FELIZ

El sentimiento de ser una mala persona se manifiesta por más tiempo en personas con tendencia suicida. Y el no haberse sentido de esta manera se muestra un 27% más en el grupo de control (figura 13). Demostrando con esto que las personas suicidas muestran una tendencia marcada a sentirse inferiores con mayor regularidad.

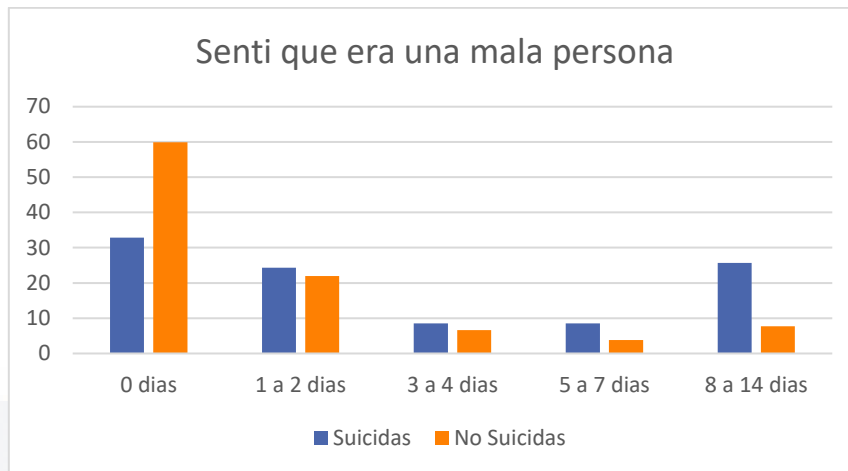


FIG. 13. COMPARATIVO SENTIMIENTO DE SER UNA MALA PERSONA

De igual manera el sentir deseos de estar muerto se manifiesta por periodos más prolongados y en mayor medida en personas con tendencia suicida (figura 14). Mientras que en el grupo de control el 83% manifiesta no haber sentido esta emoción. Variable muy importante por considerar, ya que nos indica que estas personas manifiestan los síntomas de querer suicidarse con antelación a cometer el acto, creando con esto una ventana de tiempo en la cual actuar.

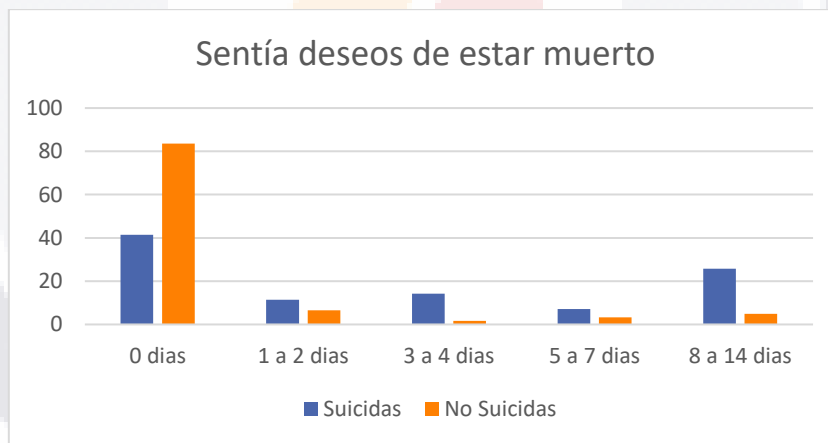


FIG. 14. COMPARATIVO SENTIMIENTO DEL DESEO DE ESTAR MUERTO

En la figura 15 se muestra que las personas sin tendencia suicida manifiestan no haber sentido el deseo de hacerse daño en un 92%, mientras que las personas con tendencia suicida lo han sentido por un mayor número de días. Este sentimiento puede manifestarse en una acción física en la cual la persona se autoinflige, y al estar presente durante un largo tiempo, es posible identificarlo prematuramente antes de que la lesión sea de riesgo.

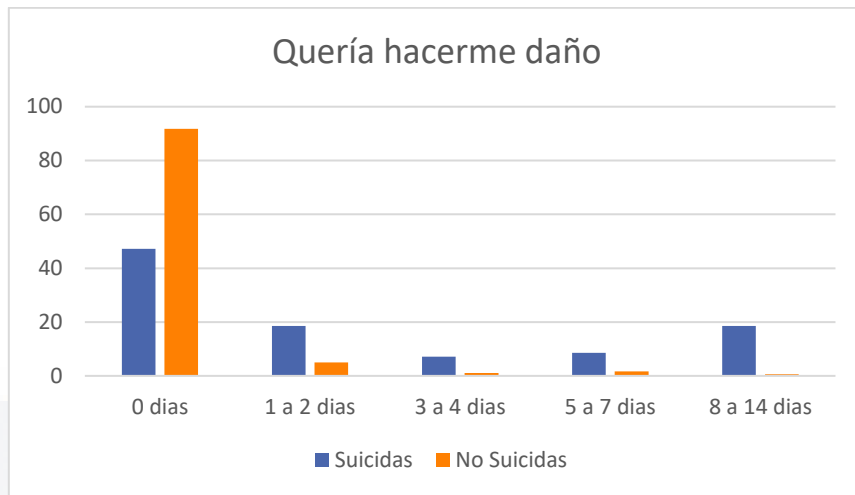


FIG. 15. COMPARATIVA DE QUERER HACERSE DAÑO

Las personas con tendencia suicida manifiestan en mayor medida el sentimiento de disgusto consigo mismas, a diferencia del grupo de control, en el cual un 32% manifiesta no haber sentido esta emoción ningún día, de acuerdo con lo mostrado en la figura 16.

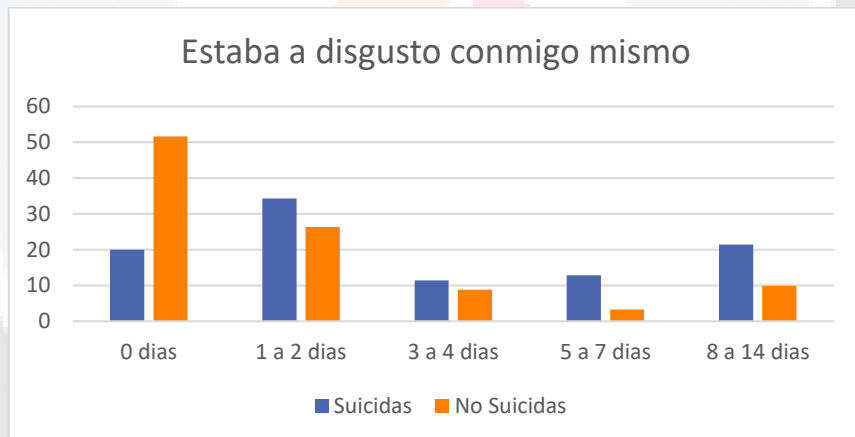


FIG. 16. COMPARATIVA ESTAR A DISGUSTO CON SI MISMO

La pérdida de peso también es una característica que se muestra en mayor medida en personas con tendencia suicida, presentando un 22% más de casos que en el grupo de control (según se muestra en la figura 17). Esta variable es fácilmente reconocible y puede afectar en gran medida a nivel sistémico a las personas, desencadenando una reacción en cadena que puede manifestarse en otros síntomas asociados al suicidio.

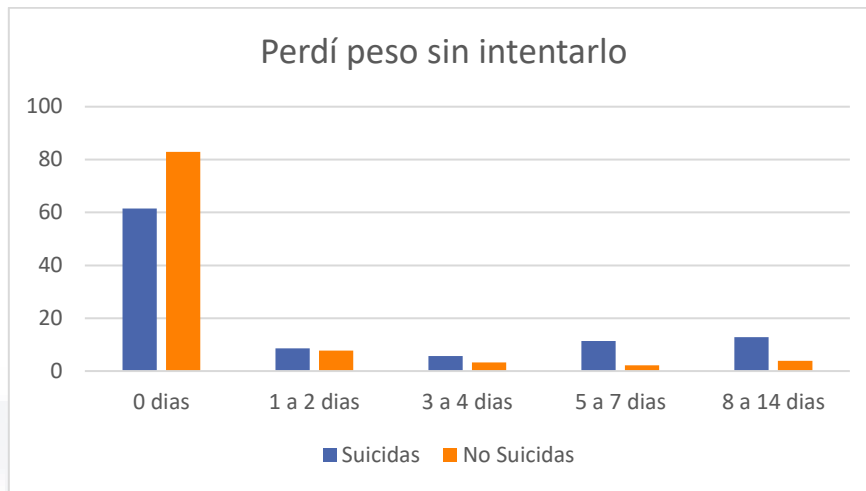


FIG. 17. COMPARATIVA PERDER PESO SIN INTENTARLO

En resumen, los análisis realizados muestran diferencias significativas entre las personas con tendencia suicida y el grupo de control en diversas variables emocionales y físicas. Los datos recopilados indican que las personas con tendencia suicida tienden a tener una mayor alteración en los ciclos de sueño, una mayor prevalencia de depresión, una tendencia a sentirse inferiores y una mayor manifestación de deseos de estar muertos y autolesiones. Además, también se observa una mayor pérdida de peso en este grupo. Estas variables son importantes para identificar tempranamente a las personas en riesgo de cometer suicidio y tomar medidas preventivas.

4.2 TESTOR CON CONSTRUCTO NERVIOSISMO

Se analizó el segundo testor correspondiente a Edad, ocupación, hacinamiento, nerviosismo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0) , cuyo constructo de nerviosismo está compuesto de 20 variables. Esta nueva base de datos se sometió a un análisis de testores típicos y se obtuvieron los pesos informativos de cada variable, de las cuales solo se conservaron aquellas que tuvieran un peso informacional mayor al 40%.

TABLA 4. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL NERVIOSISMO

Peso	Variable
44.8	Sensación de calor
44.8	Incapacidad para relajarse
54.8	Nerviosismo
42	Temblor de manos
57.2	Miedo a morir
46	Indigestión o molestia abdominal
55.2	Rubor facial

En las gráficas de las figuras 18 a la 23 se muestra un análisis de porcentajes de cada variable del testor típico anterior, en donde se presentan las categorías de nada, poco, moderado y alto, correspondientes al nivel de autopercepción de la variable en cuestión.

En el caso de mucho hacinamiento, las personas entre 14 y 18 años sin tendencia suicida manifiestan sentir calor de manera moderada con un 16% y un 9% de manera alta, lo cual no ocurre en personas con tendencia suicida. Estas últimas solo comparten el no presentarlo o presentarlo poco (figura 18).

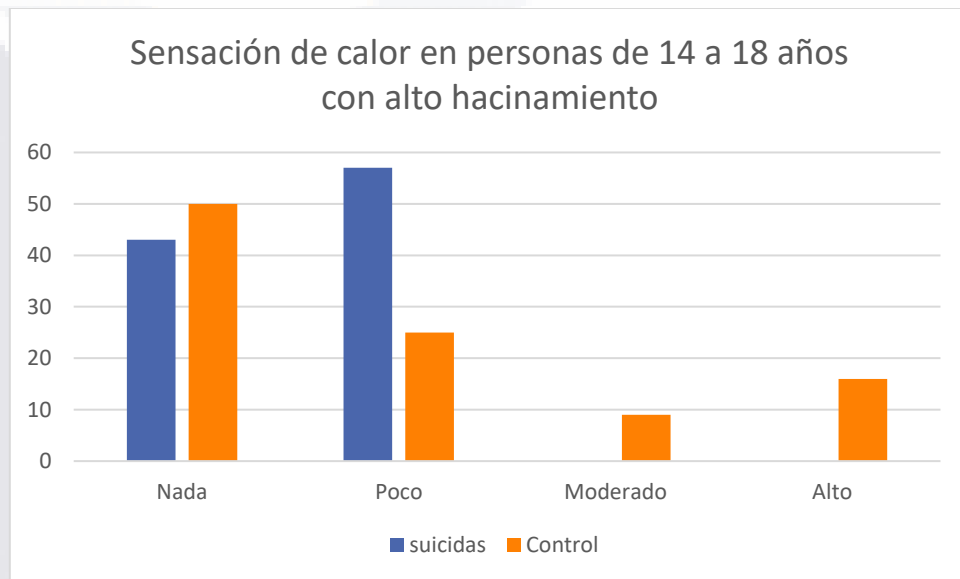


FIG. 18. COMPARATIVA DE SENSACIÓN DE CALOR EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO

En personas entre 19 y 25 años con alto hacinamiento y sin tendencia suicida, se presenta en un 19% y 36%, respectivamente, el mostrar sensación de calor de manera alta y poco. No se muestra esta característica en personas con tendencia suicida (figura 19).

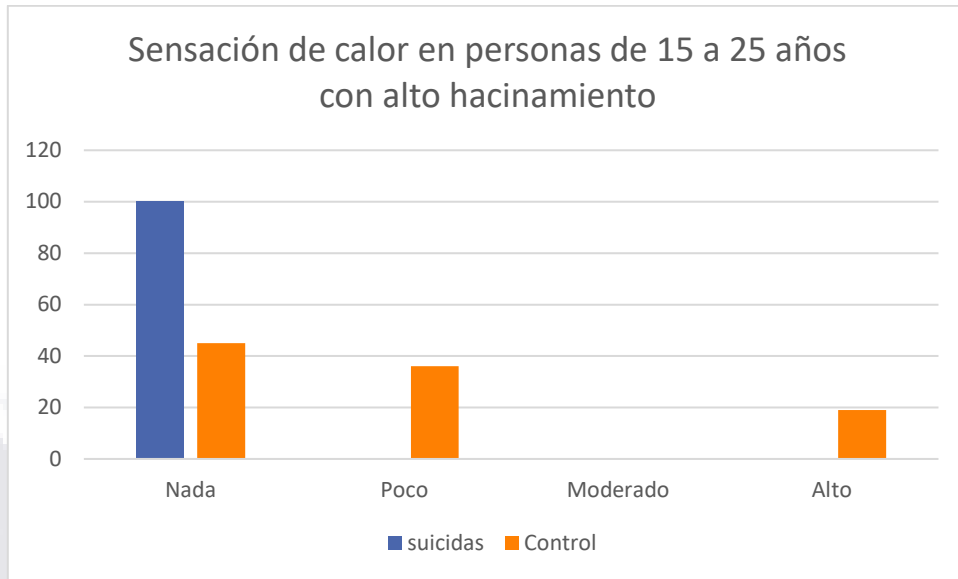


FIG. 19. COMPARATIVA DE SENSACIÓN DE CALOR EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO

En personas de 14 a 18 años con un hacinamiento alto y sin tendencia suicida, se presenta incapacidad para relajarse de manera moderada en un 15% y de manera alta en un 9%. Esta situación no ocurre en personas con tendencia suicida, que solo presentan esta característica en las categorías poco o nada (figura 20).

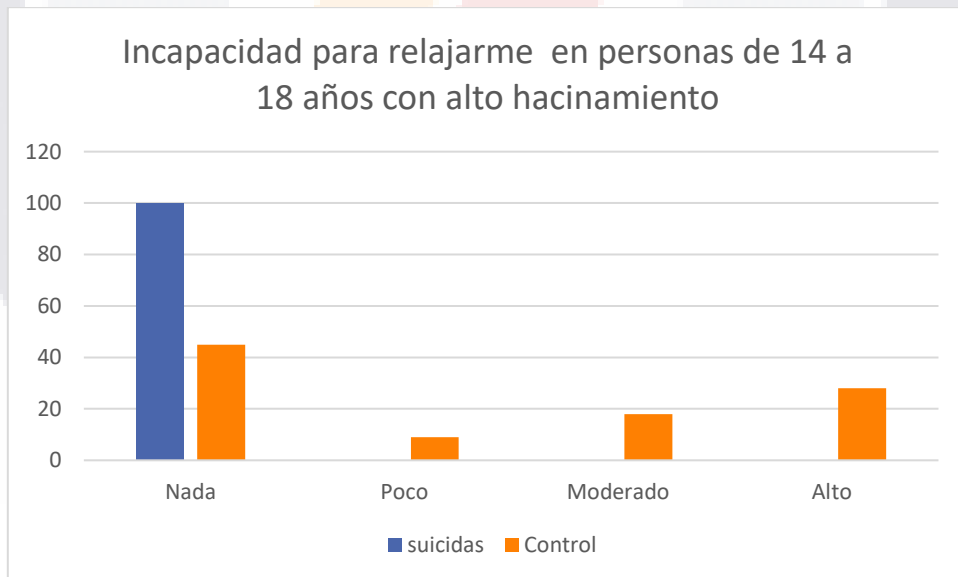


FIG. 20. COMPARATIVA DE INCAPACIDAD PARA RELAJARSE EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO

En personas de 19 a 25 años con alto hacinamiento y tendencia suicida, no se manifiesta la incapacidad para relajarse. En cambio, las personas sin tendencia suicida la muestran en un 9% de manera poco, 18% moderada y 28% alta (figura 21).

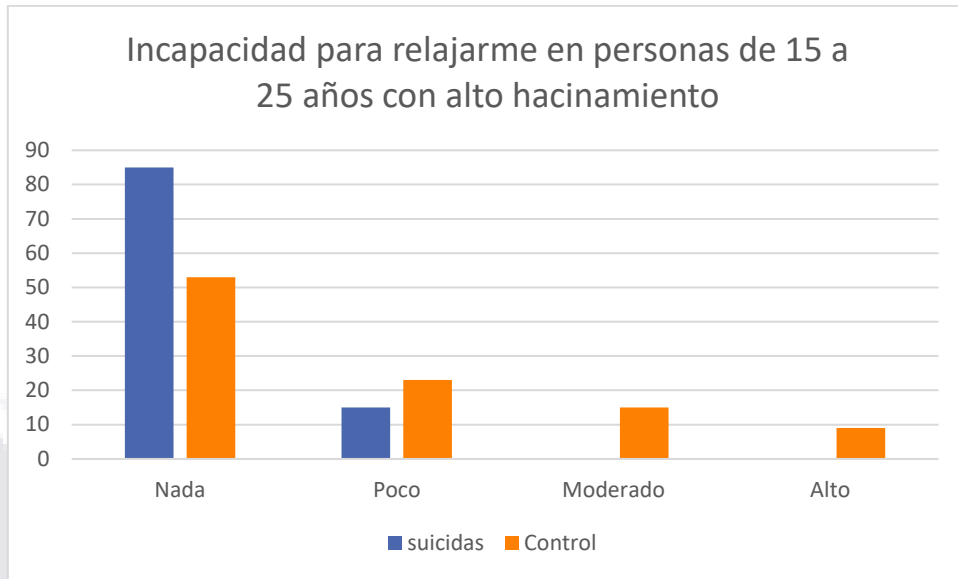


FIG. 21. COMPARATIVA DE INCAPACIDAD PARA RELAJARSE EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO

En personas de 19 a 25 años con alto hacinamiento y tendencia suicida, no se manifiesta el temblor de manos. Sin embargo, este síntoma en personas sin tendencia suicida se muestra en un 10% de manera alta, 18% moderada y 27% poco (figura 22).

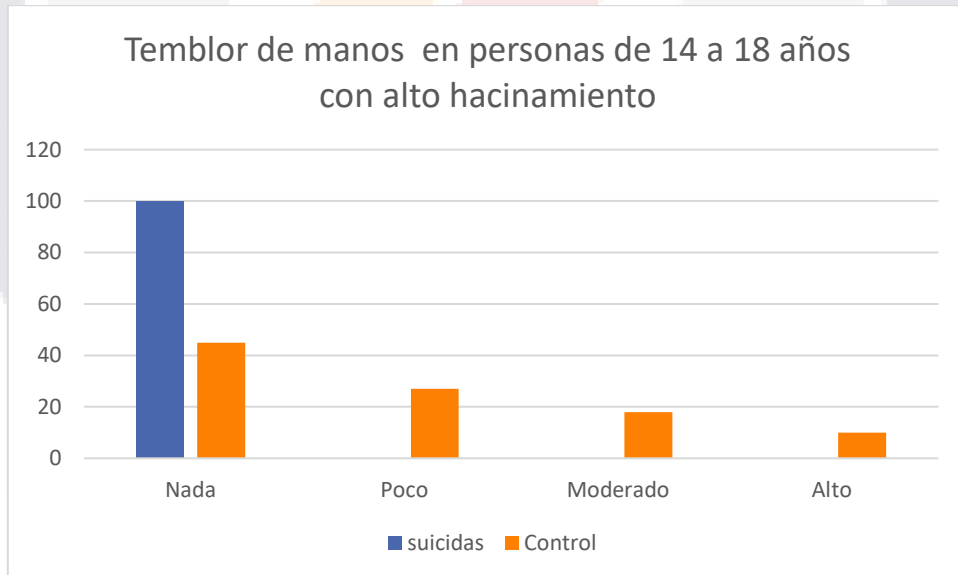


FIG. 22. COMPARATIVA DE TEMBLOR DE MANOS EN PERSONAS DE 19 A 25 AÑOS CON ALTO HACINAMIENTO

En personas de 14 a 18 años con un nivel de hacinamiento bajo, no se muestra nerviosismo o se muestra poco. Mientras que las personas sin tendencia suicida lo manifiestan de manera moderada o alta, en un 19% y 4%, respectivamente (figura 23).

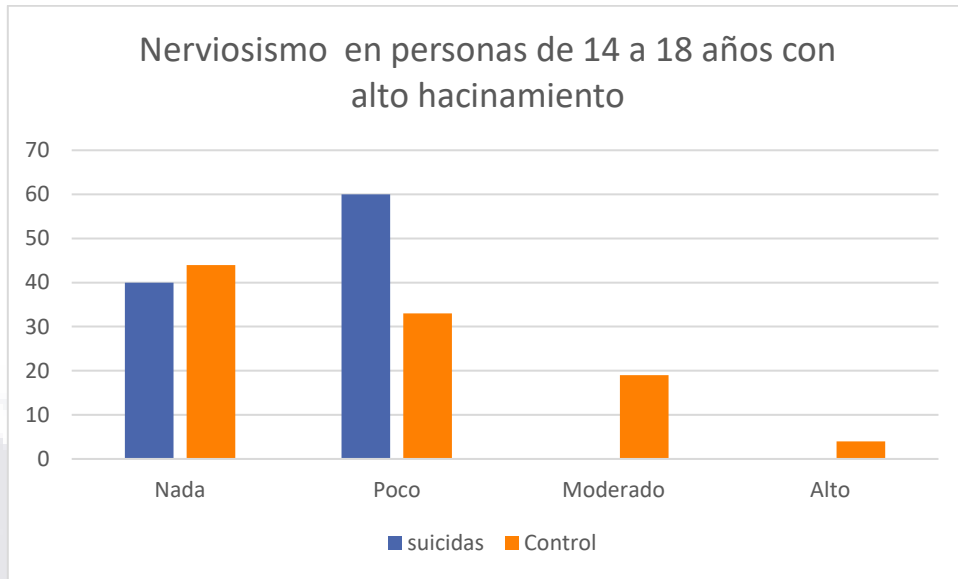


FIG. 23. COMPARATIVA DE NERVIOSISMO EN PERSONAS DE 14 A 18 AÑOS CON BAJO HACINAMIENTO

En la figura 24 se muestra el porcentaje del nivel de percepción de las variables asociadas al nerviosismo del testor típico elegido anteriormente. En ella se aprecia que las personas con tendencia suicida y bajo hacinamiento no demuestran el percibir estos síntomas en niveles considerables.

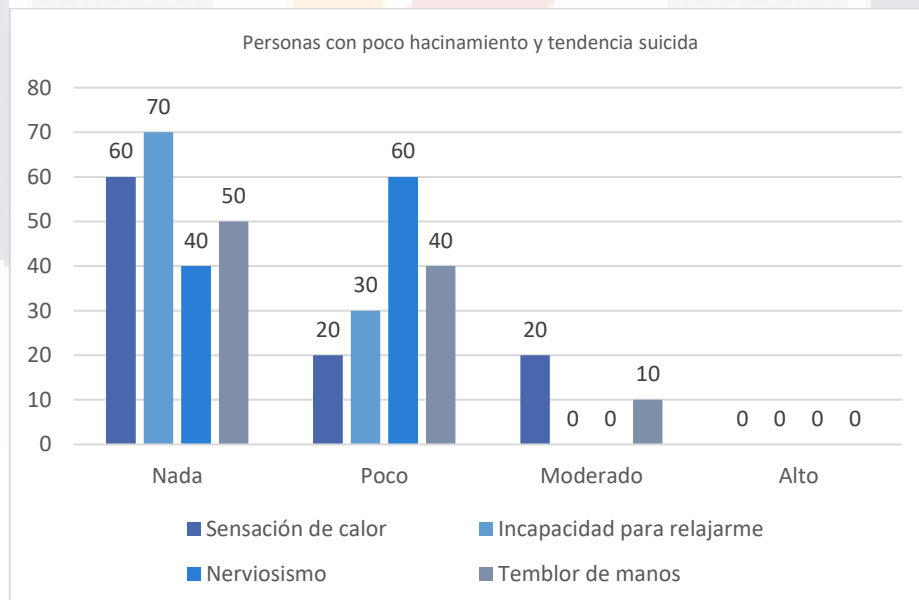


FIG. 24. COMPARATIVA DE PERSONAS CON BAJO HACINAMIENTO Y TENDENCIA SUICIDA

Para personas de 14 a 18 años con temblor de manos y personas de 19 a 25 años con nerviosismo, no se muestran las gráficas por no haber diferencias relevantes. De igual manera, el grupo de personas con bajo hacinamiento sin tendencia

suicida no se muestra por tener una distribución que no muestra ninguna tendencia.

Se destaca que las personas con tendencia suicida no perciben estos síntomas en niveles considerables en situaciones de bajo hacinamiento. También se muestra que las personas sin tendencia suicida presentan síntomas en niveles moderados o altos en mayor medida que las personas con tendencia suicida. En general, se concluye que la percepción de estas variables puede ser importante para identificar signos de riesgo de suicidio en personas con tendencia suicida.

4.3 TESTOR CON CONSTRUCTO ESTRÉS

Continuando con el análisis de testores, se analizó el testor (0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0), el cual consta de las variables edad, ocupación, hacinamiento y el constructo estrés, el cual está compuesto con 43 variables. utilizando esta base de datos, se obtuvieron los testores típicos y los pesos informacionales, y se conservaron solo las variables que obtuvieron un peso informacional superior al 40%.

TABLA 5. PESOS INFORMACIONALES DE LAS VARIABLES ASOCIADAS AL ESTRÉS

Peso	Variable
94.94	Perder empleo
94.61	Jubilación
83.28	Embarazo
49.83	Muerte de un amigo íntimo
50.72	Cambiar de empleo
74.37	Discusiones con la pareja
44.88	Pedir una hipoteca
74.04	Cambio de responsabilidades en el trabajo
41.80	Hijo abandona el hogar
47.52	Problemas con la ley
44.00	Logros personales excepcionales
46.09	La pareja comienza o deja de trabajar
55.56	Se inicia o termina el ciclo escolar
44.44	Cambio de residencia
52.59	Cambio en la forma o frecuencia de las diversiones

En las siguientes figuras (25 a 28) se muestra un análisis de porcentajes de algunas variables en donde se muestra la cantidad de estrés que experimenta la persona. Se utiliza una escala nominal de bajo, medio y alto para las diferentes variables. En color naranja se muestran las personas con tendencia suicida, mientras que en color azul son personas de control.

En la figura 25 se muestran los porcentajes asociados a los valores de las variables de perder el empleo. Se observa que las personas con tendencia suicida tienden a manifestar más estrés respecto a esto. Las personas de control manifiestan un 22% más solo estresarse poco.

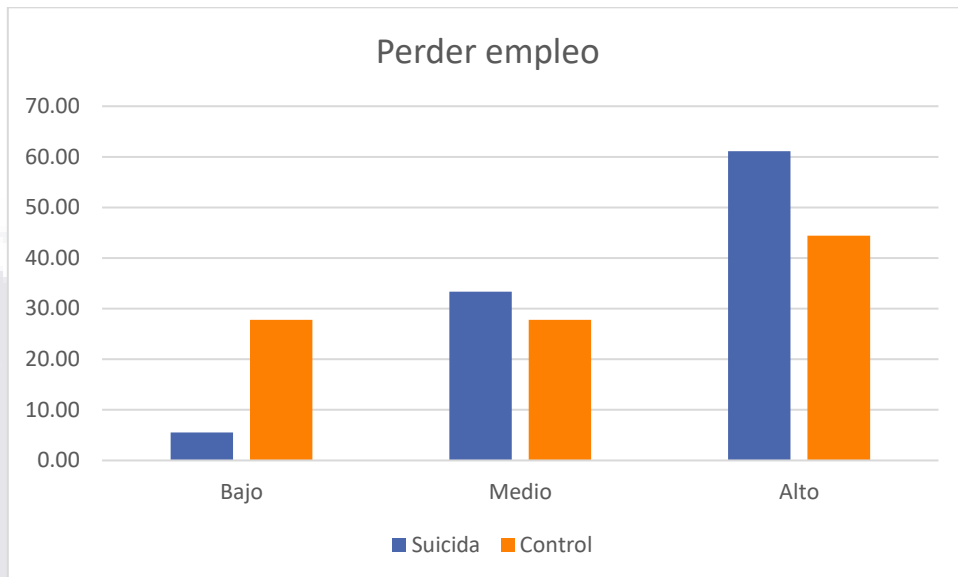


FIG. 25. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL PERDER EL EMPLEO

Respecto al embarazo, las personas con tendencia suicida tienden a sentir menos estrés (figura 26). Manifiestan en un 26.7% más el sentirlo de poca manera, mientras que las personas de control muestran más porcentajes en valores elevados.

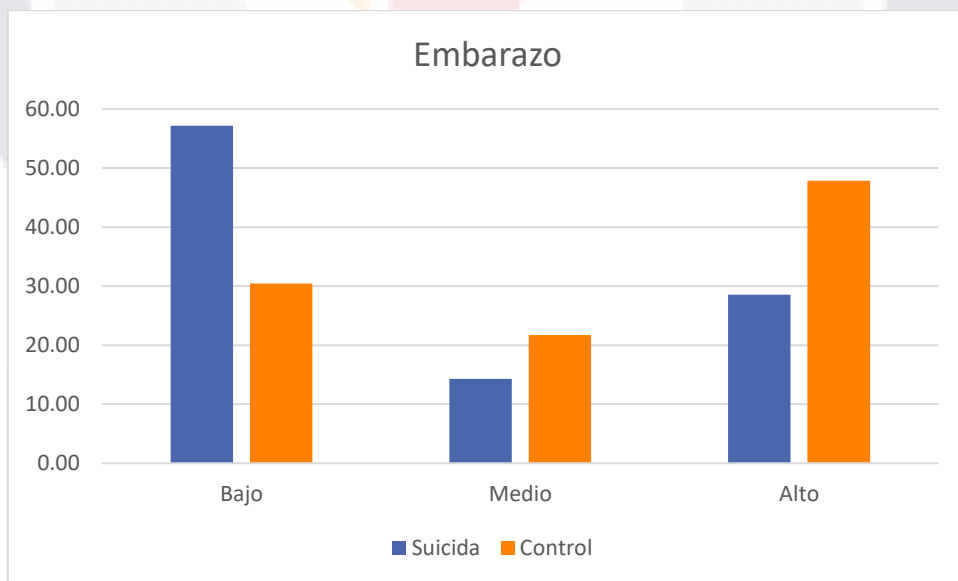


FIG. 26. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL ENFRENTAR UN EMBARAZO

Las personas con tendencia suicida tienden a estresarse más respecto a pedir una hipoteca (figura 27). El 100% de estas personas manifiestan tener un nivel de estrés alto. Y se observa que esto es un 44.4% más frecuente que en personas de control.

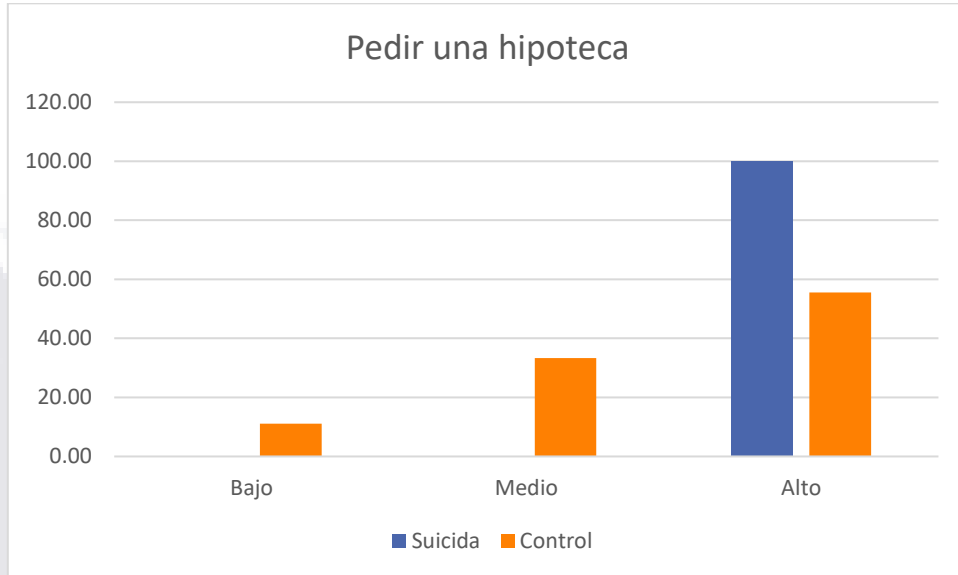


FIG. 27. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL PEDIR UNA HIPOTECA

Tener problemas con la ley es una variable que estresa a las personas suicidas. Se observa en la figura 28 que los valores se concentran en medio y alto, mientras que las personas de control manifiestan esto de manera baja, un 33% más que las personas suicidas.

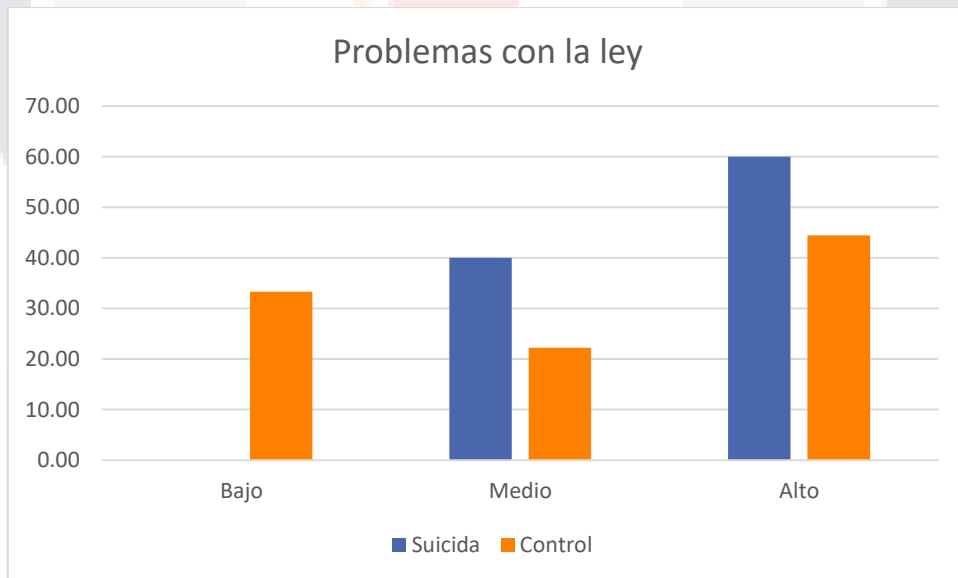


FIG. 28. COMPARATIVA DE NIVEL DE ESTRÉS AL ENFRENTAR PROBLEMAS CON LA LEY

En resumen, las personas con tendencia suicida tienden a manifestar más estrés al perder el empleo y al pedir una hipoteca, mientras que sienten menos estrés respecto al embarazo. Además, tener problemas con la ley es una variable que estresa a las personas suicidas en mayor medida que a las personas de control.





**CAPITULO 5
MODELOS DE
CLASIFICACION**

En este capítulo se presentarán los resultados obtenidos a partir de la implementación de diversos clasificadores en un conjunto de datos. El objetivo principal de este análisis es determinar cuál de los clasificadores evaluados es el más efectivo para la tarea de clasificación en cuestión. Para ello, se han utilizado diferentes técnicas de aprendizaje automático y se han comparado los resultados obtenidos a partir de cada una de ellas. A lo largo del capítulo se detallarán los métodos utilizados, los resultados obtenidos.

5.1 CLASIFICADOR BAYESIANO

En el siguiente apartado se presentan los diversos resultados obtenidos por un clasificador bayesiano. En primera instancia, se entrenaron tres clasificadores utilizando todas las variables correspondientes a los testores típicos obtenidos anteriormente:

- Edad, ocupación, hacinamiento, estado de ánimo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0)
- Edad, ocupación, hacinamiento, nerviosismo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0)
- Edad, ocupación, hacinamiento, estrés (0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0)

Posteriormente, los clasificadores fueron reentrenados, utilizando solo las variables que superaron el 40% del peso informacional en cada testor. Esto condujo a la obtención de diversas tablas de confusión y a la determinación de la exactitud de cada clasificador.

En la tabla 6 se muestran las exactitudes y áreas bajo la curva (AUC) de cada clasificador, en los cuales se usan todas las variables del constructo y usando solo aquellas con peso informacional superior al 40%:

TABLA 6. MÉTRICAS DE LOS CLASIFICADORES BAYESIANOS

	Exactitud	AUC	Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad)	Tasa de Falsos Positivos
Animo	0.54	0.46	0.22	0.29
Animo 40%	0.77	0.66	0.42	0.1
Nerviosismo	0.65	0.61	0.5	0.27
Nerviosismo 40%	0.65	0.6	0.5	0.3
Estrés	0.31	0.5	1	1
Estrés 40%	0.62	0.51	0.1	0.06

De acuerdo con los valores, podemos hacer las siguientes observaciones:

Exactitud (Accuracy): La exactitud es una métrica que indica la proporción de clasificaciones correctas realizadas por el clasificador en comparación con el total

de casos. Un valor de exactitud cercano a 1 indica que el clasificador es efectivo en sus predicciones.

- Los clasificadores "Animo 40%", "Nerviosismo", "Nerviosismo 40%", y "Estrés 40%" tienen una exactitud relativamente alta, superando el 0.60. Esto sugiere que estos clasificadores están logrando predecir correctamente la mayoría de los casos.
- Los clasificadores "Animo" y "Estrés" tienen una exactitud más baja, cercana a 0.50. Esto indica que sus predicciones no son muy confiables y pueden estar realizando clasificaciones cercanas al azar.

Área bajo la curva (AUC): El área bajo la curva (AUC) es una medida de la capacidad del clasificador para distinguir entre las clases positivas y negativas. Un valor de AUC de 1 indica una clasificación perfecta, mientras que un valor de 0.5 indica una clasificación al azar.

- Los clasificadores "Animo 40%", "Nerviosismo", "Nerviosismo 40%", y "Estrés 40%" tienen AUC por encima de 0.5, lo cual indica que están realizando predicciones mejores que al azar.
- Los clasificadores "Animo" y "Estrés" tienen AUC de 0.5, lo que sugiere que están clasificando de manera similar a como lo haría un clasificador aleatorio.

Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad): La Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad o Recall) mide la proporción de casos positivos reales que fueron correctamente identificados por el clasificador.

- La Tasa de Verdaderos Positivos para el clasificador "Estrés" es de 1, lo que indica que logra identificar correctamente todos los casos positivos.
- Los demás clasificadores tienen tasas de verdaderos positivos inferiores a 1, lo que sugiere que algunos casos positivos no son correctamente identificados.

Tasa de Falsos Positivos: La Tasa de Falsos Positivos mide la proporción de casos negativos reales que fueron incorrectamente clasificados como positivos por el clasificador.

- Los clasificadores "Estrés" y "Estrés 40%" tienen tasas de falsos positivos de 1 y 0.06, respectivamente, lo que indica que están clasificando incorrectamente algunos casos negativos como positivos.
- Los demás clasificadores tienen tasas de falsos positivos por encima de 0.1, lo que sugiere que también están clasificando algunos casos negativos como positivos, aunque en menor medida que los clasificadores "Estrés".

En resumen, los clasificadores "Animo 40%", "Nerviosismo", "Nerviosismo 40%", y "Estrés 40%" parecen tener un rendimiento mejor que los clasificadores "Animo" y "Estrés".

5.2 BOSQUES ALEATORIOS

Posteriormente, se describe la evaluación de diferentes clasificadores utilizando bosques aleatorios. Estos clasificadores fueron entrenados utilizando las variables con un peso informacional superior al 40% de los siguientes testores:

- Edad, ocupación, hacinamiento, estado de ánimo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0)
- Edad, ocupación, hacinamiento, nerviosismo (0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0)
- Edad, ocupación, hacinamiento, estrés (0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0)

También se creó un clasificador usando la combinación de todas las variables con peso superior al 40% de los testores mencionados anteriormente. Se utilizó un clasificador basado en bosques aleatorios con los kernels "Gini" y "entropy", variando la profundidad de 1 a 100 y utilizando los constructos previamente mencionados junto con las variables con peso informacional superior al 40%. Se presentan las exactitudes obtenidas en cada caso (Tabla 6).

TABLA 7. EXACTITUD DEL BOSQUE ALEATORIO

	Edo animo		Estrés		Nerviosismo		Todo	
	kernel							
profundidad	Gini	Entropy	Gini	Entropy	Gini	Entropy	Gini	Entropy
1	0.73	0.73	0.73	0.72	0.73	0.73	0.74	0.74
10	0.73	0.73	0.71	0.71	0.73	0.73	0.85	0.72
20	0.75	0.75	0.61	0.65	0.73	0.73	0.74	0.70
30	0.71	0.75	0.61	0.63	0.81	0.75	0.72	0.74
40	0.71	0.75	0.61	0.67	0.73	0.73	0.68	0.70
50	0.71	0.75	0.65	0.61	0.73	0.73	0.66	0.72
60	0.71	0.67	0.61	0.63	0.75	0.73	0.66	0.70
70	0.73	0.75	0.63	0.61	0.75	0.73	0.66	0.70
80	0.77	0.71	0.63	0.61	0.75	0.73	0.72	0.74
90	0.69	0.75	0.63	0.63	0.73	0.73	0.70	0.72
100	0.73	0.75	0.61	0.61	0.73	0.73	0.68	0.70

En general, se encontró que la mejor exactitud para el constructo de estado de ánimo se obtuvo con una profundidad de 80 y un kernel de tipo Gini, mientras que para el constructo de estrés se obtuvo la mejor exactitud con una profundidad de 1 con el kernel gini. Para el constructo de nerviosismo, se encontró una mejor exactitud de 0.81 en con profundidad de 30 y un kernel gini. Finalmente, al evaluar

todas las variables con peso superior al 40%, se encontró que la mejor exactitud de 0.85 se obtuvo utilizando el kernel Gini con una profundidad de 10.

Usando los mejores clasificadores obtuvimos sus AUC, así como su sensibilidad y sus tasas de falsos positivos, los cuales se aprecian en la tabla X

TABLA 8. MÉTRICAS DE LOS CLASIFICADORES DE BOSQUE ALEATORIO

	Exactitud	AUC	Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad)	Tasa de Falsos Positivos
Animo Gini Dept 80	0.77	0.65	0.81	0.5
Estres Gini Dept1	0.73	0.5	1	1
Nerviosismo Gini Dept 30	0.81	0.5	1	1
Todo Gini Dept 10	0.85	0.66	1	0.66

Basándonos en los resultados de los diferentes clasificadores presentados, podemos llegar decir que el clasificador "Todo Gini Dept 10" tiene el mejor rendimiento en términos de exactitud, Sensibilidad y AUC. Sin embargo, aún tiene un problema significativo de clasificación incorrecta de casos negativos como positivos (alta Tasa de Falsos Positivos).

Los clasificadores "Estres Gini Dept1" y "Nerviosismo Gini Dept 30" logran identificar correctamente todos los casos positivos (alta Sensibilidad), pero clasifican incorrectamente todos los casos negativos como positivos (alta Tasa de Falsos Positivos).

El clasificador "Animo Gini Dept 80" tiene una buena Sensibilidad y AUC, pero también clasifica incorrectamente algunos casos negativos como positivos.

El clasificador "Animo" tiene un rendimiento general más bajo, con baja exactitud y Sensibilidad.

5.3 MAQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL

Se crearon una serie de clasificadores utilizando máquinas de soporte vectorial, empleando los mismos datos que en el apartado anterior. En estos clasificadores, se generaron varios modelos variando el kernel y el parámetro "C". Se utilizaron los kernels lineal, polinómico, sigmoide y RBF, y se varió el parámetro "C" con valores de 1, 100 y 1000 para cada kernel. A continuación, se presentan las siguientes exactitudes obtenidas:

TABLA 9. EXACTITUD DE LAS MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL

	Edo animo	Estrés	Nerviosismo	Todo
--	-----------	--------	-------------	------

No. Modelo	Parámetro C	kernel	Exactitud	Exactitud	Exactitud	Exactitud
1	1	lineal	0.73	0.6985	0.7303	0.88
2	100	lineal	0.7039	0.7399	0.732	0.7086
3	1000	lineal	0.7019	0.7042	0.74	0.6909
4	1	Polinomial	0.7049	0.73	0.7746	0.6917
5	100	Polinomial	0.705	0.7073	0.7409	0.7054
6	1000	Polinomial	0.7398	0.6921	0.7777	0.7027
7	1	sigmoide	0.6917	0.6966	0.7302	0.7012
8	100	sigmoide	0.6925	0.6902	0.7365	0.6959
9	1000	sigmoide	0.6908	0.6902	0.7464	0.6977
10	1	rbf	0.6917	0.6965	0.739	0.6991
11	100	rbf	0.7011	0.7083	0.7315	0.7053
12	1000	rbf	0.6999	0.7001	0.7476	0.8826

Como primera instancia podemos apreciar que los mejores clasificadores se obtuvieron con parámetros C altos entre los 100 para el caso de estrés, y 1000 en los demás, sin embargo, debido al coste computacional hemos optado por usar los mejores resultados de los clasificadores con un parámetro C de 1, los cuales corresponden a un kernel lineal en el caso de estado de ánimo y todas las variables y un kernel polinomial para estrés y nerviosismo.

De estos clasificadores pudimos obtener las siguientes métricas:

TABLA 10. MÉTRICAS SMV

	Exactitud	AUC	Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad)	Tasa de Falsos Positivos
Animo	0.73	0.53	0.9	0.83
Estrés	0.73	0.43	0.86	1
Nerviosismo	0.77	0.5	1	1
Todo	0.88	0.85	0.9	0.2

Basándonos en los valores proporcionados, podemos decir que el clasificador "Todo" parece ser el más efectivo entre los presentados, con la mayor exactitud y un buen AUC. Además, tiene una alta Sensibilidad y una baja Tasa de Falsos Positivos, lo que sugiere que logra un buen equilibrio entre la identificación correcta de casos positivos y la minimización de clasificaciones incorrectas de casos negativos como positivos.

Los clasificadores "Animo" y "Estrés" tienen una Sensibilidad alta, pero su rendimiento se ve afectado por sus altas Tasas de Falsos Positivos, lo que indica que clasifican incorrectamente muchos casos negativos como positivos.

El clasificador "Nerviosismo" muestra una alta Sensibilidad, pero también clasifica todos los casos negativos como positivos, lo que lo convierte en el clasificador menos confiable entre los presentados.

5.4 REDES NEURONALES

Utilizando el clasificador de red neuronal, se utilizaron diferentes arquitecturas, en las cuales se variaron el número de capas intermedias y la cantidad de neuronas por capa.

TABLA 11. DEFINICIÓN DE MODELOS DE LAS REDES NEURONALES

Modelo	capa de entrada	2ª capa	3ª capa	4ª capa	5ª capa	capa de salida
1	n	n*2				1
2	n	n*2	n			1
3	n	n*2	n*4			1
4	n	n*2	n*4	n*2		1
5	n	n*2	n*4	n*2	n	1
6	n	n*2	n	n/2		1
7	n	n*2	n	n/2	n/4	1

Donde n=número de variables de entrada

Analizando los resultados se observó que el modelo que se desempeñaba mejor con todos los constructos fue el modelo 2 (figura 29) con función de activación relu, para la capa de entrada e intermedias, y una función sigmoide para la capa de salida, con un optimizador Adam y una función de pérdida de tipo binary_crossentropy.

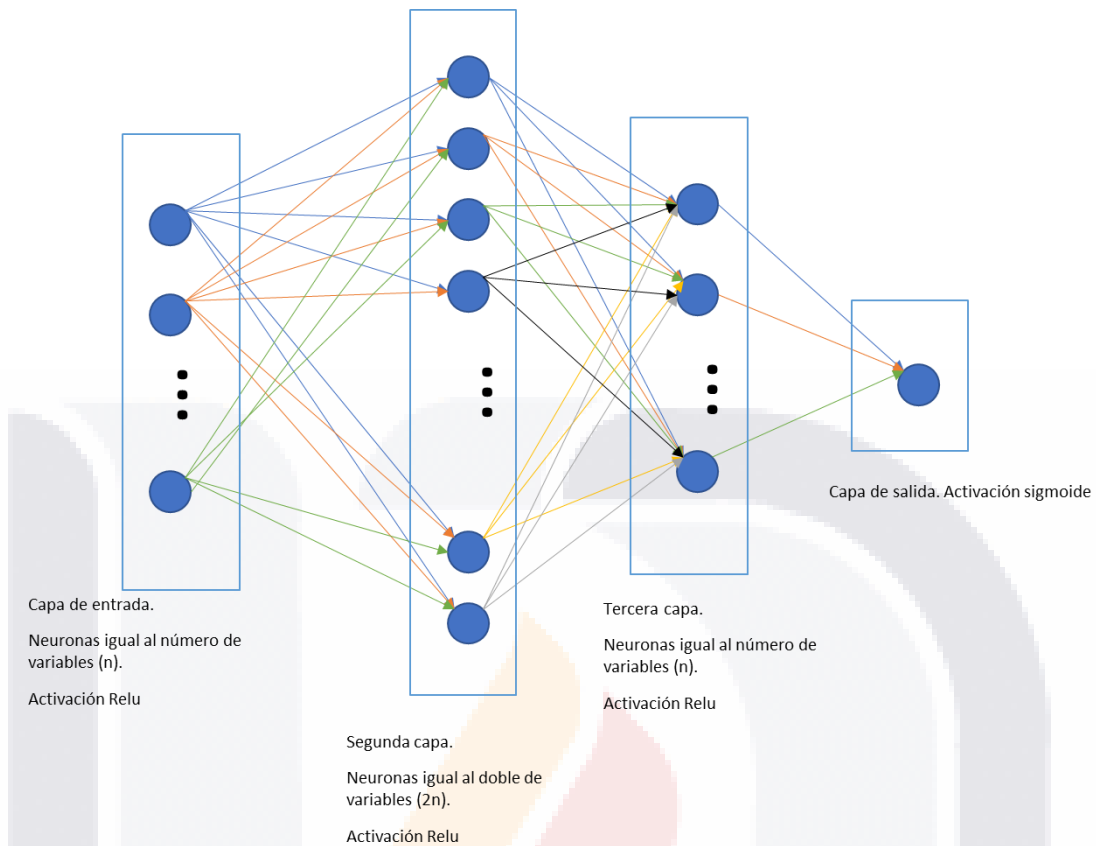


FIG. 29. MODELO DE RED NEURONAL CON MEJOR DESEMPEÑO

Utilizando dicho modelo se obtuvieron las siguientes métricas:

TABLA 12. MÉTRICAS DE LA RED NEURONAL

	Exactitud	AUC	Tasa de Verdaderos Positivos (Sensibilidad)	Tasa de Falsos Positivos
Ánimo	0.78	0.73	0.96	0.5
Estrés	0.84	0.8	0.91	0.29
Nerviosismo	0.78	0.7	0.96	0.55
Todo	0.94	0.91	0.97	0.13

En resumen, el clasificador "Todo" parece ser el más efectivo entre los presentados, con la mayor exactitud, AUC y Sensibilidad, y la menor Tasa de Falsos Positivos. Los clasificadores "Estrés", "Ánimo" y "Nerviosismo" también tienen un rendimiento razonablemente bueno, pero ligeramente inferior en términos de exactitud y capacidad para distinguir entre las clases positivas y negativas.

Las conclusiones obtenidas a partir de los resultados presentados son:

- El clasificador "Todo" con un modelo de red neuronal tuvo el mejor rendimiento general en términos de exactitud, área bajo la curva (AUC) y sensibilidad para todos los constructos evaluados. Esto sugiere que las redes neuronales pueden ser una opción efectiva para la tarea de clasificación en el conjunto de datos analizado.
- Los clasificadores basados en bosques aleatorios también obtuvieron resultados razonablemente buenos, especialmente el clasificador "Todo Gini Dept 10". Sin embargo, se observó un problema significativo de clasificación incorrecta de casos negativos como positivos en este clasificador.
- Los clasificadores bayesianos mostraron un rendimiento inferior en comparación con otros modelos, especialmente para los constructos "Animo" y "Estrés". Sin embargo, al utilizar solo las variables con peso informacional superior al 40%, se logró una mejora en la exactitud y AUC.
- Las máquinas de soporte vectorial mostraron resultados prometedores cuando se utilizaron parámetros "C" altos, especialmente para los constructos de estrés, nerviosismo y todo. Sin embargo, el clasificador "Todo" aún presentó una tasa de falsos positivos relativamente alta.
- La elección del modelo y los parámetros puede afectar significativamente el rendimiento de cada clasificador. Se observó que diferentes combinaciones de kernels y parámetros "C" dieron lugar a resultados variables en cada modelo.
- La métrica de sensibilidad (tasa de verdaderos positivos) es especialmente relevante en este contexto, ya que indica la capacidad del clasificador para identificar correctamente los casos positivos. Sin embargo, la tasa de falsos positivos también es importante, ya que clasificar incorrectamente casos negativos como positivos puede tener consecuencias significativas en aplicaciones del mundo real.
- En general, todos los clasificadores mostraron cierta capacidad para distinguir entre las clases positivas y negativas, pero ninguno alcanzó una clasificación perfecta. Es importante tener en cuenta que el rendimiento de los clasificadores puede depender en gran medida de la naturaleza del conjunto de datos, las características de las variables y el problema específico de clasificación en consideración.
- En resumen, el clasificador "Todo" con un modelo de red neuronal fue el más efectivo en este estudio para la tarea de clasificación en el conjunto de datos evaluado.

5.5 LÓGICA DIFUSA

Se ha creado un fusificador para la salida de la variable sigmoide, con el fin de crear valores nominales comprensibles para una persona común. Para ello, se han definido cuatro funciones de membresía con valores nulo, bajo, medio y alto. Estas funciones se han establecido mediante las ecuaciones 3 a 6, y se han graficado en la figura 30.

ECUACIÓN 3. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA NULA

$$\mu_{nula}(x) = \begin{cases} 0, si & x \leq 0 \\ \frac{16.6 - x}{16.6 - b}, si & b < x < 16.6 \\ 0, si & x \geq 16.6 \end{cases}$$

ECUACIÓN 4. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA BAJA

$$\mu_{baja}(x) = \begin{cases} 0, si & x \leq 16.6 \\ \frac{x - 16.6}{33.2 - 16.6}, si & 16.6 < x \leq 33.2 \\ \frac{49.8 - x}{49.8 - 33.2}, si & 33.2 < x < 49.8 \\ 0, si & x \geq 49.8 \end{cases}$$

ECUACIÓN 5. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA MEDIA

$$\mu_{media}(x) = \begin{cases} 0, si & x \leq 33.2 \\ \frac{x - 33.2}{49.8 - 33.2}, si & 33.2 < x \leq 49.8 \\ \frac{83 - x}{83 - 49.8}, si & 49.8 < x < 83 \\ 0, si & x \geq 83 \end{cases}$$

ECUACIÓN 6. FUNCIÓN DE MEMBRESÍA ALTA

$$\mu_{alta}(x) = \begin{cases} 0, si & x \leq 66.4 \\ \frac{x - 66.4}{83 - 66.4}, si & 66.4 < x \leq 83 \\ 0, si & x \geq 100 \end{cases}$$

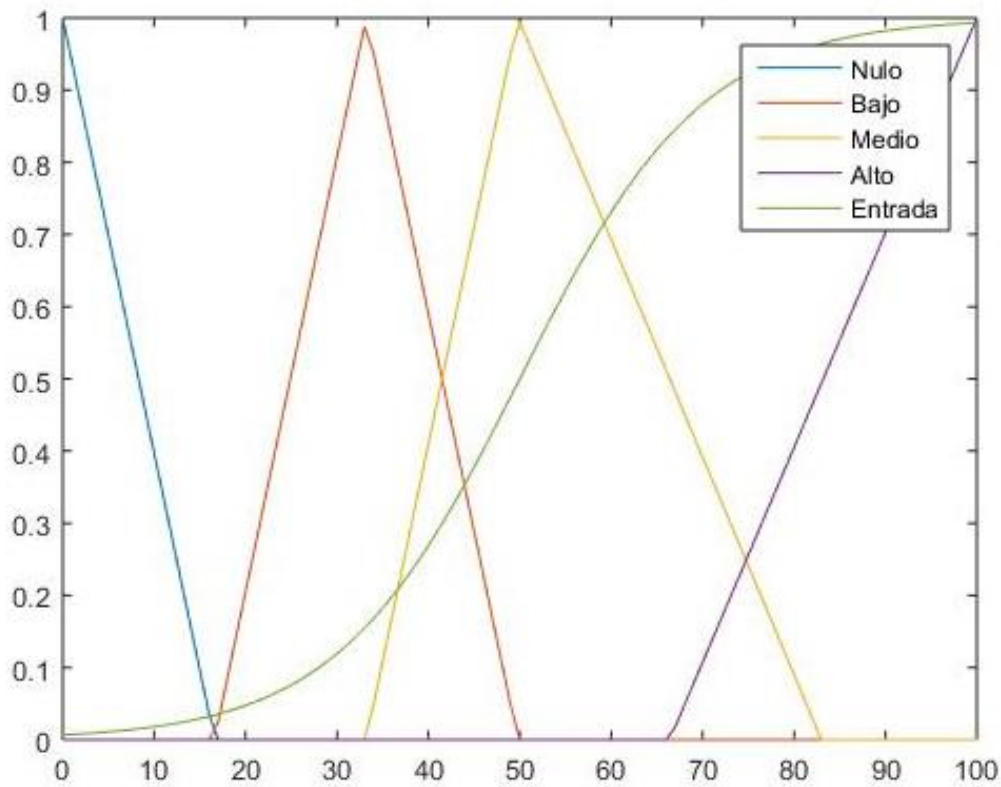


FIG. 30. GRAFICAS DE SALIDAS FUSIFICADAS Y SIGMOIDE

Con estas funciones, se obtienen valores nominales que representan el riesgo de suicidio de una persona. Los valores nominales que se pueden obtener son: nulo, bajo, medio-bajo, medio, medio-alto y alto.

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

**CAPITULO 6
IMPLEMENTACIÓN,
PRUEBAS Y
VALIDACIÓN DEL
CLASIFICADOR
DATSBAA PARA LA
DETECCIÓN DE
TENDENCIAS SUICIDAS**

El suicidio representa una problemática de salud pública de gran envergadura a nivel global, siendo crucial el reconocimiento temprano de las tendencias suicidas para brindar intervenciones adecuadas y prevenir posibles intentos. En este capítulo, nos enfocamos en la implementación y validación de un clasificador destinado a identificar personas con tendencia suicida, utilizando aprendizaje automático y características relevantes.

Se abordarán las consideraciones éticas y prácticas relacionadas con la implementación de este tipo de herramienta, dada la naturaleza delicada de la información y la importancia de garantizar la privacidad y el consentimiento informado de los individuos involucrados.

Sin embargo, la implementación del programa es solo la primera parte del proceso. Una vez que se tiene el programa funcionando, es necesario evaluar su aceptación para determinar si cumple con los objetivos propuestos y si es útil para los usuarios finales.

La evaluación de la aceptación del programa implica la realización de pruebas y experimentos que permitan medir su eficacia y eficiencia, así como su usabilidad y facilidad de uso. Además, es necesario tener en cuenta factores como la escalabilidad del programa y su capacidad para adaptarse a futuras necesidades y cambios en el entorno.

En este capítulo, se describirán las técnicas y herramientas utilizadas para la implementación del programa, así como los métodos y métricas empleados para evaluar su aceptación. También se discutirán los resultados obtenidos y se realizarán recomendaciones para futuras mejoras y extensiones del programa.

6.1 IMPLEMENTACIÓN

Para la implementación del programa, se utilizaron diversas técnicas y herramientas que permitieron crear una arquitectura de software sólida y programar algoritmos eficientes. A continuación, se describen algunas de ellas:

- **Lenguaje de programación:** El lenguaje de programación utilizado fue elegido en función de las necesidades del proyecto y de la experiencia del equipo de desarrollo. En este caso, se decidió utilizar Python debido a su flexibilidad, facilidad de uso y amplia comunidad de desarrolladores.
- **Entorno de desarrollo integrado (IDE):** Se utilizó un IDE (Visual Studio Code) para facilitar el desarrollo del programa y aumentar la productividad del equipo. Entre los IDEs utilizados se encuentran PyCharm, Visual Studio Code, entre otros.
- **Control de versiones:** Para mantener un registro de los cambios realizados en el código y facilitar la colaboración entre los desarrolladores, se utilizó un sistema de control de versiones. En este caso, se empleó Git y se alojó el repositorio en una plataforma en la nube como GitHub.
- **Patrones de diseño:** Se utilizaron patrones de diseño para estructurar el código y separar las diferentes partes del programa en módulos

independientes. Entre los patrones utilizados se encuentran el Modelo-Vista-Controlador (MVC), el patrón de Diseño Singleton, entre otros.

- Bibliotecas y Frameworks: Para agilizar el desarrollo del programa y aprovechar el trabajo de la comunidad de desarrolladores, se utilizaron diferentes bibliotecas y frameworks que proporcionaron funcionalidades y herramientas adicionales. Algunos ejemplos incluyen Django, Flask, Pandas, NumPy, Matplotlib, entre otros.
- Pruebas unitarias: Se realizaron pruebas unitarias para comprobar que cada parte del programa funciona correctamente. Se utilizaron herramientas como Pytest para automatizar el proceso de pruebas.
- Pruebas de integración: Se realizaron pruebas de integración para comprobar que las diferentes partes del programa funcionan juntas sin errores. Se utilizaron herramientas como Travis CI para automatizar el proceso de pruebas de integración.
- Análisis de código estático: Se utilizó una herramienta de análisis de código estático como Flake8 para detectar posibles errores de sintaxis y estilo de codificación.

Dicho esto, se logró implementar un programa computacional que cumple con los objetivos propuestos y resuelve el problema específico planteado en el contexto determinado.

Donde la utilización de herramientas y técnicas como el control de versiones, patrones de diseño, bibliotecas y frameworks, pruebas unitarias, pruebas de integración y análisis de código estático, permitieron crear una arquitectura de software sólida y programar algoritmos eficientes.

La implementación del programa fue exitosa y permitió resolver un problema específico en un contexto determinado. La utilización de técnicas y herramientas adecuadas facilitó el desarrollo del programa. Se espera que este programa sea de utilidad para los usuarios finales y se puedan realizar mejoras y extensiones en el futuro para adaptarse a nuevas necesidades y cambios en el entorno.

6.2 EVALUACIÓN

La evaluación es un paso crucial para determinar la efectividad y la precisión de la herramienta de clasificación. Para ello, se utilizan diversas métricas y conjuntos de datos de prueba cuidadosamente seleccionados. El objetivo principal de la evaluación es determinar la capacidad del clasificador para identificar de manera precisa y sensible posibles indicadores de tendencia suicida en texto.

Para evaluar el clasificador de tendencia suicida, se utilizó un conjunto de datos de prueba que han sido etiquetados previamente por expertos en salud mental como "suicidas" o "no suicidas".

Para la evaluación primaria se usaron las siguientes métricas de Evaluación:

- Precisión (Accuracy): La precisión es una métrica común utilizada para medir el rendimiento general del clasificador. Representa la proporción de

mensajes clasificados correctamente (tanto positivos como negativos) en relación con el total de mensajes.

- Recall (Sensibilidad o Exhaustividad): Esta métrica mide la capacidad del clasificador para identificar de manera efectiva los casos positivos (tendencia suicida) en el conjunto de datos. Representa la proporción de mensajes positivos correctamente identificados con respecto al total de mensajes positivos.
- F1-Score: El F1-Score es una medida que combina la precisión y el recall para obtener un único valor que refleje el rendimiento del clasificador de manera equilibrada.
- Curva ROC (Receiver Operating Characteristic): La curva ROC representa la tasa de verdaderos positivos (recall) frente a la tasa de falsos positivos para diferentes umbrales de decisión. Un área bajo la curva (AUC) cercana a 1 indica un buen rendimiento del clasificador.
- Matriz de Confusión: La matriz de confusión muestra de manera detallada las clasificaciones correctas e incorrectas realizadas por el clasificador en el conjunto de pruebas. Proporciona información sobre los verdaderos positivos, falsos positivos, verdaderos negativos y falsos negativos.

Al evaluar las métricas se obtuvieron los siguientes resultados:

TABLA 13 MÉTRICAS CLASIFICADOR WEB

Precisión	Sensibilidad	Falsos Positivos	F1-Score	AUC
0.94	1	0.21	0.88	0.89

TABLA 14 MATRIZ DE CONFUSIÓN CLASIFICADOR WEB

Matriz de confusión			
Clase Predicha	Suicida	37	3
	No suicida	0	11
		Suicida	No suicida
		Clase Verdadera	

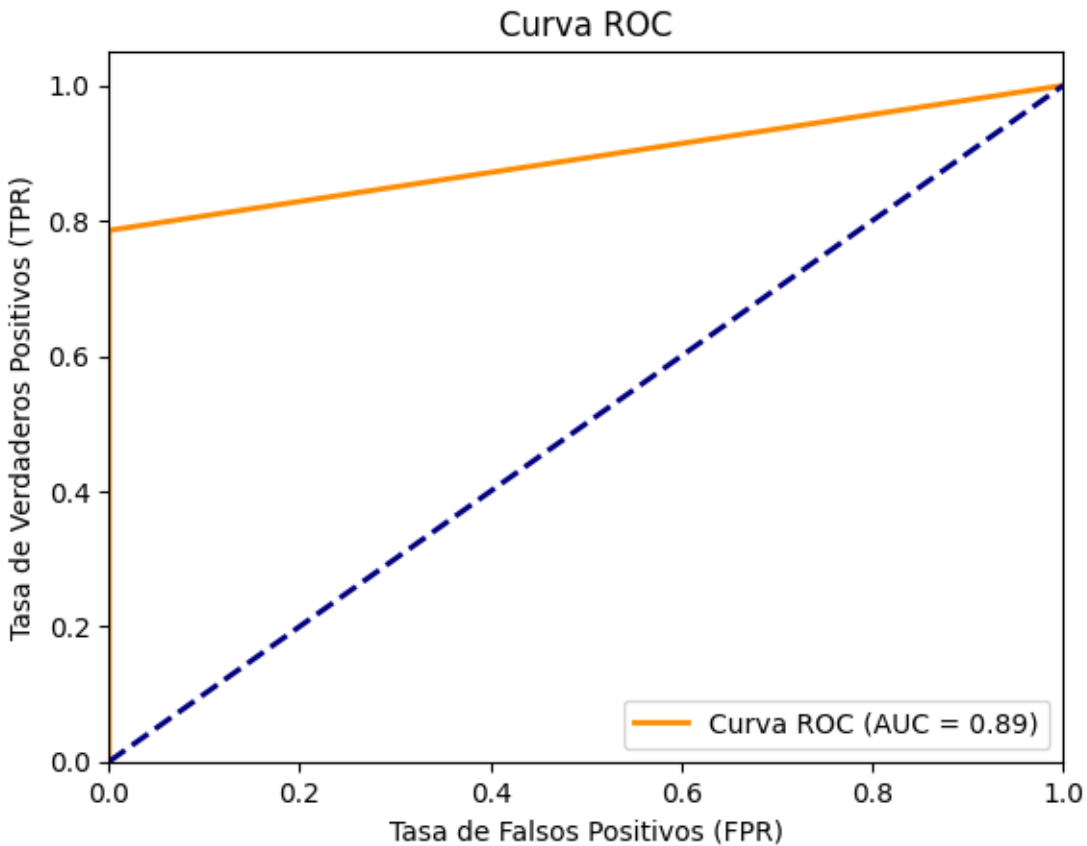


FIG. 31. AUC CLASIFICADOR WEB

A partir de las tablas y figuras proporcionadas (tabla 13, tabla 14, figura 31) y de acuerdo con los objetivos y las preguntas de investigación planteadas, podemos extraer varios puntos clave:

Alto Nivel de Precisión y Sensibilidad: Los resultados muestran una precisión del 94%, lo que significa que el 94% de las personas clasificadas como con tendencia suicida por el modelo realmente tienen esa tendencia. Además, la sensibilidad del 100% indica que el modelo no está dejando pasar ningún caso real de tendencia suicida, lo que es esencial para su propósito de detección temprana y prevención.

Falsos Positivos y Falsos Negativos: La baja cantidad de falsos positivos (0.21) es alentadora, ya que indica que el modelo está evitando en gran medida clasificar como suicidas a personas que no lo son. Sin embargo, el valor de falsos positivos no es nulo, lo que sugiere que aún hay espacio para mejorar la especificidad del modelo y reducir aún más estos casos.

F1-Score y AUC: El valor del F1-Score (0.88) es sólido y refleja un equilibrio razonable entre precisión y sensibilidad. Esto es importante porque resalta que el modelo no está favoreciendo en exceso ninguna de estas métricas en detrimento de la otra. Un AUC de 0.89 también confirma que el modelo tiene una buena capacidad para distinguir entre las clases positiva y negativa.

Matriz de Confusión: La matriz de confusión muestra una alta cantidad de verdaderos positivos (37), lo que sugiere que el modelo es efectivo en la identificación de personas con tendencia suicida. Además, la ausencia de falsos negativos y la cantidad de falsos positivos relativamente baja indican que el modelo está siendo conservador en sus predicciones positivas, lo que es deseable en un contexto donde los falsos negativos son muy problemáticos.

En general, los resultados sugieren que el clasificador tiene un desempeño prometedor en la detección temprana de personas con tendencia suicida. Sin embargo, es importante destacar que estos resultados deben interpretarse considerando varios factores:

- El tamaño y la calidad de los datos de entrenamiento y validación.
- La representatividad de la muestra utilizada en el estudio.
- La forma en que se recopilaron y etiquetaron los datos de tendencia suicida.
- La posible necesidad de ajustar parámetros y características del modelo para mejorar su rendimiento.

Además de evaluar el rendimiento del clasificador de tendencia suicida mediante métricas de evaluación estándar, es esencial obtener información sobre la usabilidad de la herramienta. La usabilidad se refiere a la facilidad con la que los usuarios pueden interactuar y utilizar eficazmente el programa. Un cuestionario de usabilidad es una herramienta que permite recopilar datos sobre la experiencia del usuario, la interfaz del programa y la eficiencia en la realización de tareas específicas.

El diseño del cuestionario de usabilidad se basó en principios reconocidos de usabilidad y experiencia del usuario. El cuestionario consta de varias secciones que abordan diferentes aspectos de la herramienta y la experiencia del usuario. Se buscó obtener tanto datos cuantitativos como cualitativos que permitan realizar una evaluación exhaustiva y significativa.

Quedando el cuestionario de la siguiente manera:

Cuestionario de Usabilidad del Programa

Por favor, complete este cuestionario después de haber utilizado el programa para resolver el problema específico.

1. ¿Cómo evaluaría la claridad y organización de la interfaz del programa? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
2. ¿Cómo evaluaría la facilidad de comprensión de las funciones del programa? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
3. ¿Cómo evaluaría la facilidad de navegación del programa? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
4. ¿Cómo evaluaría la eficacia del programa en la resolución del problema específico? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
5. ¿Cómo evaluaría la eficiencia del programa en la resolución del problema específico? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
6. ¿Cómo evaluaría la satisfacción general con el programa? a) Excelente b) Buena c) Regular d) Mala
7. ¿Qué características del programa considera que podrían mejorarse para hacerlo más fácil de usar o más efectivo en la resolución del problema específico?
8. ¿Recomendaría este programa a otros usuarios para resolver el mismo problema específico? a) Sí b) No
9. ¿Tiene algún comentario adicional sobre el programa que le gustaría compartir con nosotros?

FIG. 32. CUESTIONARIO DE USABILIDAD

Con relación a la estructura del cuestionario, las preguntas que abordan la claridad y organización de la interfaz, la comprensión de las funciones, la facilidad de navegación y la satisfacción general, están en línea con los principios establecidos en la disciplina. La norma ISO 9241-11 enfatiza la importancia de la eficacia, eficiencia y satisfacción del usuario en la interacción con sistemas interactivos. Esta norma resalta la necesidad de evaluar la usabilidad de manera sistemática, utilizando métodos como cuestionarios y encuestas (ISO, 1998).

El enfoque en preguntas de opción múltiple, como se observa en los puntos 1 a 6 del cuestionario, también es una práctica común respaldada por la literatura. Preguntas de este tipo permiten cuantificar las respuestas de los usuarios y obtener datos que pueden ser analizados estadísticamente. En su libro "The Design of Everyday Things", Norman (Norman, 2013) destaca la importancia de la accesibilidad y la comprensión intuitiva en el diseño de productos, lo cual es directamente relevante para las preguntas de claridad, comprensión y facilidad de uso en tu cuestionario.

La inclusión de preguntas abiertas en los puntos 7 y 9, donde los usuarios pueden expresar comentarios adicionales sobre mejoras y experiencias personales, es congruente con la recomendación de recopilar datos cualitativos. Krug (Krug, 2014) aboga por el análisis de usabilidad cualitativa, donde se escuchan las voces de los usuarios para entender sus necesidades y desafíos.

Una vez recopilados los datos del cuestionario, se procedió a su análisis. Los datos cuantitativos se analizaron mediante técnicas estadísticas, como el cálculo de medias y desviaciones estándar, para obtener una visión general del nivel de

usabilidad del clasificador. Los datos cualitativos, es decir, los comentarios y sugerencias proporcionados por los participantes, se analizaron para identificar patrones y temas recurrentes que puedan guiar futuras mejoras en la herramienta.

Estadísticos descriptivos

	N	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Dev. tip.	Varianza	Asimetría		Curtosis		
	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error típico	Estadístico	Estadístico	Estadístico	Error típico	Estadístico	Error típico
claridad y organización de la interfaz del programa	15	2	2	4	3.40	.190	.737	.543	-.841	.580	-.470	1.121
facilidad de comprensión de las funciones del programa	15	2	2	4	3.33	.187	.724	.524	-.628	.580	-.654	1.121
facilidad de navegación del programa	15	1	3	4	3.53	.133	.516	.267	-.149	.580	-2.308	1.121
eficacia del programa	15	1	3	4	3.73	.118	.458	.210	-1.176	.580	-.734	1.121
eficiencia del programa	15	1	3	4	3.73	.118	.458	.210	-1.176	.580	-.734	1.121
satisfacción general	15	1	3	4	3.80	.107	.414	.171	-1.672	.580	.897	1.121
N válido (según lista)	15											

FIG. 33. ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS CUESTIONARIO

Estadísticos de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en los elementos tipificados	N de elementos
.461	.434	6

FIG. 34. ESTADÍSTICOS DE FIABILIDAD

Matriz de correlaciones inter-elementos

	claridad y organización de la interfaz del programa	facilidad de comprensión de las funciones del programa	facilidad de navegación del programa	eficacia del programa	eficiencia del programa	satisfacción general
claridad y organización de la interfaz del programa	1.000	.402	.150	-.085	.127	.281
facilidad de comprensión de las funciones del programa	.402	1.000	.255	-.144	.072	.238
facilidad de navegación del programa	.150	.255	1.000	.040	.040	.535
eficacia del programa	-.085	-.144	.040	1.000	-.364	.452
eficiencia del programa	.127	.072	.040	-.364	1.000	-.302
satisfacción general	.281	.238	.535	.452	-.302	1.000

FIG. 35. MATRIZ DE CORRELACIONES

De los datos proporcionados, podemos extraer las siguientes conclusiones:

Estadísticos Descriptivos (figura 33):

- Se evaluaron seis variables relacionadas con la experiencia del usuario en cuanto a la claridad, organización, comprensión, navegación, eficacia y eficiencia del programa, así como la satisfacción general.
- La puntuación promedio más alta fue para la "satisfacción general" con un valor de 3.80, mientras que la puntuación más baja fue para la "facilidad de comprensión de las funciones del programa" con un valor de 3.33.

- Las desviaciones típicas y varianzas muestran una dispersión moderada en las calificaciones, lo que sugiere que las opiniones de los usuarios varían en cierta medida.

Matriz de Correlaciones Inter-Elementos (figura 35):

- La matriz de correlaciones muestra las relaciones entre las diferentes variables evaluadas.
 - Existe una correlación positiva moderada entre "claridad y organización de la interfaz del programa" y "facilidad de comprensión de las funciones del programa", lo que indica que una interfaz clara tiende a facilitar la comprensión de las funciones.
 - La "facilidad de navegación del programa" muestra una correlación moderada con la "satisfacción general", lo que sugiere que una navegación más sencilla está relacionada con una mayor satisfacción del usuario.
- Estadísticos de Fiabilidad:

El coeficiente alfa de Cronbach (figura 34) se utiliza para evaluar la fiabilidad interna de las escalas utilizadas en la evaluación. Un valor de alfa de Cronbach cercano a 1 indica alta fiabilidad. En este caso, los valores de alfa de Cronbach son bajos (0.461 y 0.434), lo que sugiere que las escalas pueden no ser muy confiables para medir las variables evaluadas.

En resumen, los resultados indican que, en general, los usuarios parecen estar satisfechos con el programa, pero hay áreas de mejora en cuanto a la claridad y comprensión de las funciones

6.3 PRUEBAS Y VALIDACIÓN

Tras desarrollar y evaluar el clasificador de tendencia suicida se contactó con un organismo no gubernamental (Unión Nacional de Organizaciones Sociales para la Prevención del Suicidio (**UNO-SOS**)) que se dedicaba a mitigar el suicidio y promover la salud mental. Se presentaron los detalles técnicos del modelo los datos de entrenamiento y validación utilizados, así como las métricas de rendimiento obtenidas durante las pruebas. La respuesta de los representantes clave del organismo fue receptiva y estuvieron dispuestos a colaborar.

Para garantizar una comprensión completa del funcionamiento del clasificador y lo que podían esperar de él, se llevó a cabo una demostración en tiempo real. Se proporcionó una interfaz amigable para el usuario que permitía ingresar los datos relacionado con el comportamiento y los pensamientos suicidas. El clasificador procesó la información y devolvió una predicción de la probabilidad de tendencia suicida.

Posterior a la demostración, se llevó a cabo una sesión de preguntas y respuestas para abordar cualquier inquietud o duda que el organismo pudiera tener sobre el clasificador. El equipo estuvo interesado en la precisión del modelo, cómo se podía integrar en su infraestructura y las implicaciones éticas relacionadas con el uso de inteligencia artificial en temas tan delicados como el suicidio.

Después de la reunión y la demostración, el organismo no gubernamental acordó llevar a cabo una prueba piloto con el clasificador. Durante un período de prueba, el clasificador se implementó en su sistema para analizar datos en tiempo real. Durante este período, los especialistas del organismo utilizaron los resultados del clasificador para abordar posibles casos de tendencia suicida y brindar apoyo adicional.

La prueba piloto arrojó resultados alentadores. El clasificador demostró una alta precisión en la identificación de casos reales de tendencia suicida, lo que ayudó al equipo a actuar más rápidamente y brindar apoyo oportuno a las personas en riesgo.

Al final del período de prueba piloto, los especialistas expresaron su satisfacción con la eficacia del clasificador y destacaron cómo había mejorado su capacidad para identificar casos de tendencia suicida en una etapa temprana.

En un esfuerzo por abordar la creciente preocupación sobre la salud mental entre los estudiantes universitarios, se implementó un sistema de clasificación de tendencia suicida en la Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA). El objetivo era identificar posibles casos de tendencia suicida entre los alumnos y proporcionarles el apoyo necesario de manera temprana.

El clasificador se implementó en una plataforma en línea accesible para los estudiantes de la UAA. Los alumnos podían ingresar voluntariamente sus datos y respuestas a una serie de preguntas diseñadas para evaluar su estado emocional y psicológico. Estas respuestas fueron procesadas por el clasificador, que asignaba una probabilidad de tendencia suicida a cada estudiante.

El sistema identificó varios casos con una alta probabilidad de tendencia suicida. Estos casos se destacaron para su revisión por parte de profesionales de la salud mental de la universidad. Los resultados del clasificador no se tomaron como diagnósticos definitivos, sino como alertas tempranas que requerían una evaluación más profunda por parte de expertos.

Los casos positivos identificados por el clasificador fueron contactados de manera confidencial por el equipo de salud mental de la UAA. Se programaron citas para realizar evaluaciones más exhaustivas y brindar apoyo psicológico. Además, se estableció un protocolo para garantizar la privacidad y la confidencialidad de los estudiantes durante todo el proceso.

La implementación de este sistema de clasificación de tendencia suicida logró identificar varios casos positivos entre los estudiantes. Estos casos pudieron recibir apoyo y atención temprana, lo que potencialmente ayudó a prevenir situaciones más graves. Además, el enfoque sensible y confidencial del proceso demostró la importancia de abordar la salud mental en el entorno universitario.



**CAPITULO 7
CLASIFICADOR
DATSBAA**

Para la implementación, se ha creado una interfaz web para que el usuario pueda ingresar sus datos y obtener la clasificación. Esta interfaz web ha sido desarrollada en Python utilizando el framework Flask con HTML 5 y CCS3, y MySQL como gestor de base de datos.

La interfaz web cuenta con dos modos: uno de acceso restringido y otro público. El modo de acceso restringido ofrece mayores capacidades a los usuarios y permite tener un control en cuanto al uso que se le da a la herramienta.

La primera página de la interfaz (ver figura 36) cuenta con una sección donde el usuario puede ingresar sus datos para iniciar sesión o bien, acceder a la versión pública del clasificador.

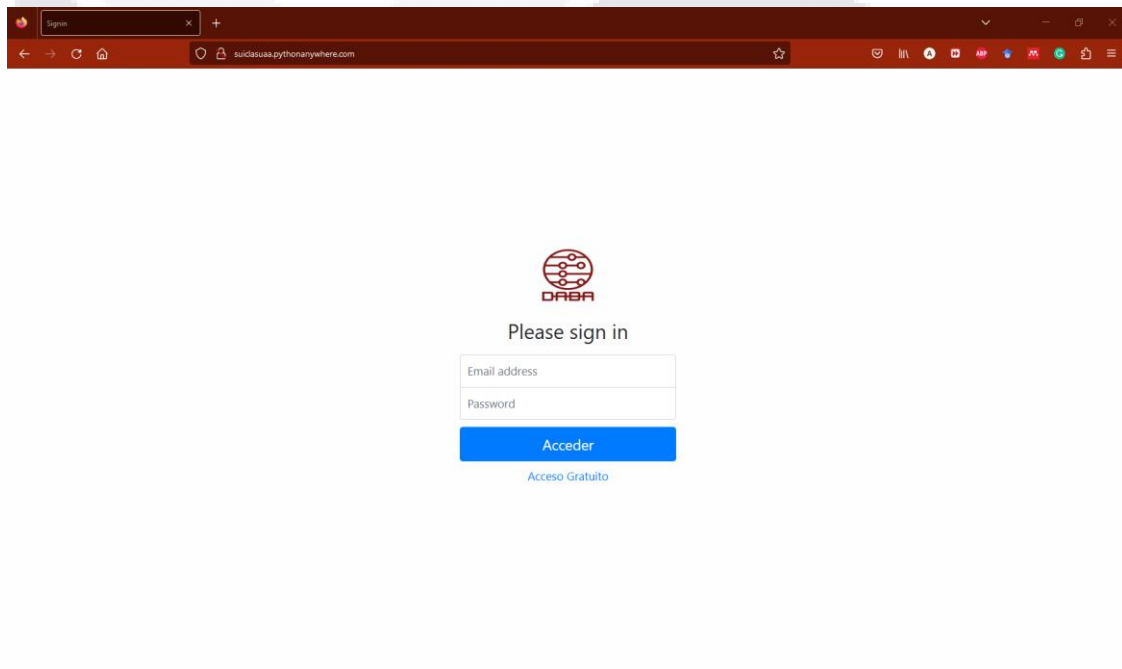


FIG. 36. CLASIFICADOR WEB 1ª PÁGINA

En la figura 37 se muestra la interfaz pública del clasificador, que utiliza todas las variables con peso informacional superior al 40%. En esta interfaz se muestran diversas preguntas de opción múltiple para recopilar los datos del usuario. Al final de la página, se encuentran dos botones: uno que borra los campos introducidos y otro que muestra el resultado. En la figura 38 se muestra la página donde se despliega el resultado del clasificador.

Clasificador de Tendencia Suicida

Por favor elija la opción adecuada

Edad 0

Personas con las que vives 0

Ocupacion Sin especificar

Por favor indique el numero de dias que ha presentado alguna de los siguientes escenarios en el lapso de las ultimas dos semanas

- ¿Has dormido sin descansar?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has sentido que no puedes seguir adelante?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has sentido que nada te hace feliz?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has sentido que eres una mala persona?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has dormido mas de lo acostumbrado?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has sentido deseos de estar muerto?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has querido hacerte daño?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has estado a disgusto contigo mismo?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias
- ¿Has perdido peso sin intentarlo?
 0 dias 1 a 2 dias 3 a 4 dias 5 a 7 dias 8 a 14 dias

En la ultima semana, si ha sentido alguno de los siguientes sintomas, indique la severidad sentida

- Sensación de calor
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Incapacidad para relajarme
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Nerviosismo
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Tembler de manos
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Miedo a morir
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Indigestión o molestia abdominal
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo
- Rubor facial
 No se ha experimentado No me molestó mucho Fue muy desagradable pero podía soportarlo Casi no podía soportarlo

Si en el ultimo año ha experimentado alguna de las siguientes situaciones por favor seleccione el nivel de estres que sintió:

- Perder el empleo
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Jubilación
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Embarazo
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Muerte de un amigo íntimo
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Cambiar de empleo
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Discusiones con la pareja
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Pedir una hipoteca de alto valor
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Cambio de responsabilidades en el trabajo
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Un hijo/a abandona el hogar (matrimonio/universidad)
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Problemas con la ley
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Logros personales excepcionales
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- La pareja comienza o deja de trabajar
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Se inicia o termina el ciclo escolar
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Cambio de residencia
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto
- Cambio en la forma o frecuencia de las diversiones
 No se ha experimentado Bajo Medio Alto

Clasificar Resaltador

FIG. 37. CLASIFICADOR WEB 2ª PÁGINA



FIG. 38. CLASIFICADOR WEB 3ª PÁGINA

Al iniciar sesión con un usuario y contraseña registrados, se desplegará una página (ver figura 39) donde el usuario podrá elegir el clasificador que desea utilizar, además de un campo de búsqueda para consultar los resultados de pacientes previamente capturados. También se muestran botones para el cambio de contraseña y para cerrar sesión.

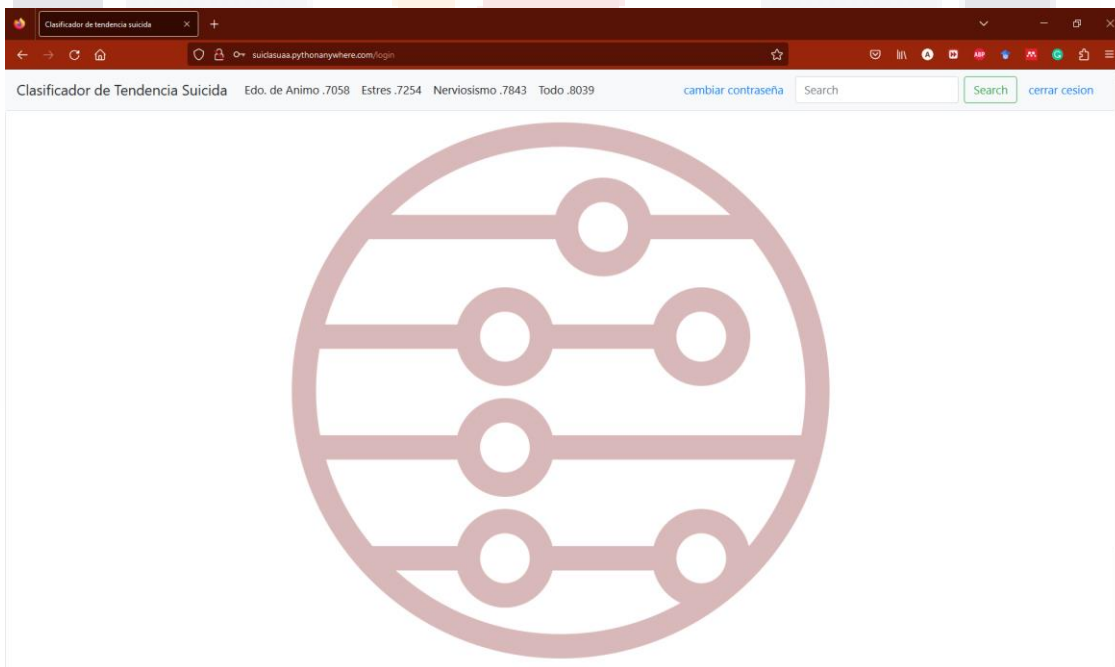


FIG. 39. CLASIFICADOR WEB 4ª PÁGINA

Al seleccionar algún modelo (ver figura 40), se desplegará la información de los campos requeridos para dicho modelo.

Clasificador de Tendencia Suicida Basado en Estado de Animo

Por favor elija la opcion adecuada

Identificador unico CURP

Edad 0

Personas con las que vives 0

Ocupacion Sin especificar

Por favor indique el numero de días que ha presentado alguna de los siguientes escenarios en el lapso de las ultimas dos semanas

¿Has dormido sin descansar?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

¿Has sentido que no puedes seguir adelante?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

¿Has sentido que nada te hace feliz?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

¿Has sentido que eres una mala persona?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

¿Has dormido mas de lo acostumbrado?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

¿Has sentido deseos de estar muerto?
 0 días 1 a 2 días 3 a 4 días 5 a 7 días 8 a 14 días

FIG. 40. CLASIFICADOR WEB 5ª PÁGINA



**CAPITULO 8
PRODUCTOS**

A lo largo del proceso de investigación, se han llevado a cabo una serie de actividades y se han alcanzado logros significativos que han contribuido al desarrollo y enriquecimiento del estudio. Este capítulo tiene como objetivo presentar los avances alcanzados, las estrategias implementadas y las etapas cruciales que han dado forma a la investigación sobre el desarrollo de un modelo clasificador de tendencia suicida. A medida que avanzamos en este capítulo, se destacarán los hitos clave, los métodos innovadores utilizados y los resultados obtenidos en cada una de las etapas del proceso investigativo.

En primera instancia se participo en la escuela de computo evolutivo impartida por el CIMAT (figura 41) en la cual se logro estudiar con una mayor profundidad diferentes metaheurísticas que sirvieron para confirmar la estrategia a seguir, donde se usan diversas técnicas que sirvieron para crear un hibrido que nos fuera de utilidad.



FIG. 41. ESCUELA DE CÓMPUTO EVOLUTIVO

Como parte de la investigación se enfrentaron varios problemas, uno de los cuales fue el costo computacional para la obtención de los testores típicos, por lo que fruto de este trabajo se publicó el artículo "DABATestors un Algoritmo Basado en CUDA para Reducción del Tiempo de Obtención de Testores" (figura 42) del cual se tuvo una ponencia en el congreso mexicano de inteligencia artificial (figura 43) y donde se habla de que el cálculo de testores es un problema de tipo exponencial,

por lo que procesar grandes conjuntos de datos para obtener los testores, es una tarea costosa computacionalmente, puede consumir mucho tiempo, llegando a tardar meses en espacios de soluciones de 240-1. Este trabajo presenta al algoritmo DABATestor, el cual está basado en el paradigma CUDA como una propuesta para la reducción del tiempo de procesamiento. Dicho algoritmo ha sido comparado con un algoritmo secuencial usando matrices de 2x4, 15x7, 57x14, 8421x354, en donde se han obtenido reducciones del orden de una tercera parte del tiempo de procesamiento requerido para la identificación del 100% de los testores de cada matriz. Este algoritmo se ha programado en Python y se pone a disposición de la comunidad científica.

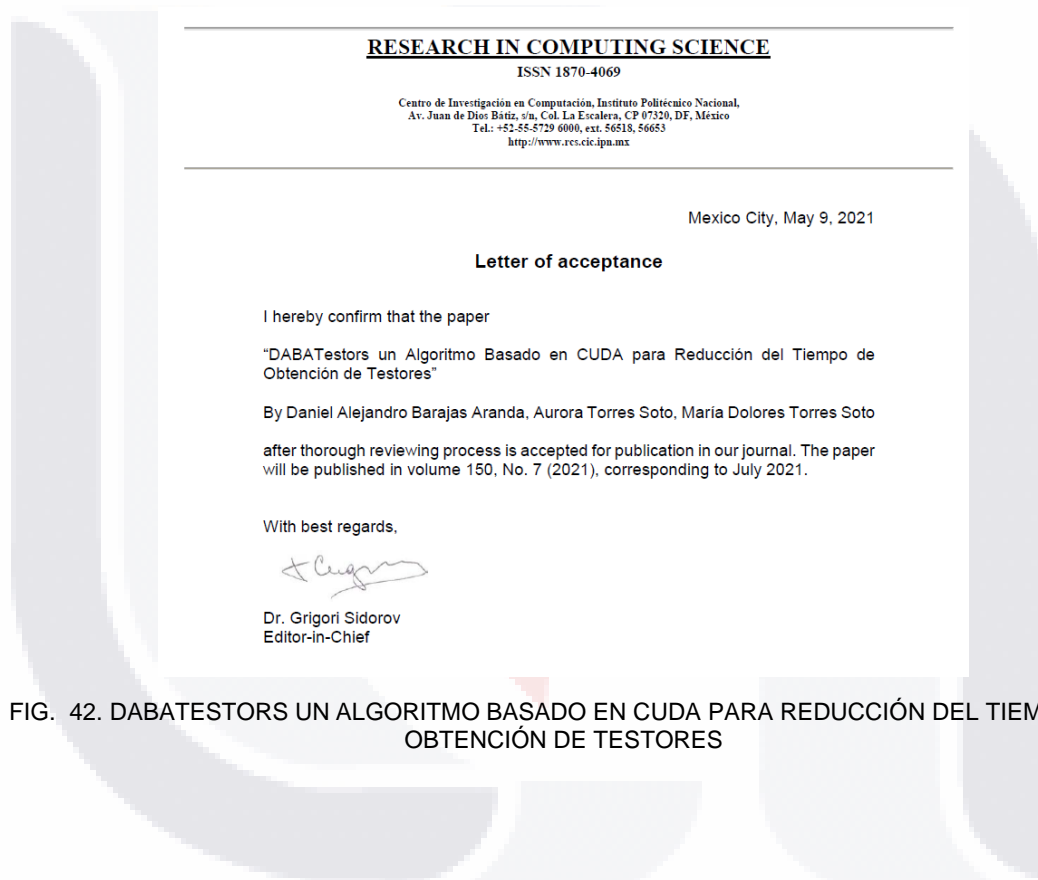


FIG. 42. DABATESTORS UN ALGORITMO BASADO EN CUDA PARA REDUCCIÓN DEL TIEMPO DE OBTENCIÓN DE TESTORES



FIG. 43. COMIA 2021

Con dicha publicación se otorgo una membresía en la sociedad mexicana de inteligencia artificial (figura 44)



FIG. 44. SMIA

Dentro de la divulgación de la tesis se participo en el concurso tesis en 3 minutos realizado por la UAA, en donde se obtuvo el premio por elección del publico (figura 45).



FIG. 45. TESIS 3 MINUTOS

Debido a la calidad del artículo que se mencionó anteriormente, este fue publicado también en otro volumen de la revista RSC (figura 46).

RESEARCH IN COMPUTING SCIENCE

ISSN 1870-4069

Centro de Investigación en Computación, Instituto Politécnico Nacional,
 Av. Juan de Dios Bátiz, s/n, Col. La Escalera, CP 07530, DF, México
 Tel.: +52-55-5729 6000, ext. 56518, 56653
<http://www.res.cic.ipn.mx>

Mexico City, July 1st, 2021

To whom it may concern:

Hereby I confirm that the paper

"DABATestors un Algoritmo Basado en CUDA para Reducción del Tiempo de Obtención de Testores"

by Daniel Barajas, Aurora Torres and María Dolores Torres

after thorough reviewing process is accepted for publication in our journal.

It is scheduled for the volume 150(5), 2021, which is now in the process of technical production.

With best regards,



.....
 Dr. Grigori Sidorov
 Editor-in-Chief

FIG. 46. DABA TESTORES 2ED

Continuando con la investigación se analizaron los patrones predisponentes en el suicidio, iniciando con aquellos que están asociados al neviosismo, con lo cual se logro un articulo titulado "Análisis del nerviosismo mediante testores típicos en personas con tendencia suicida", el cual fue presentado en CONTIE 2021 (Conference on Inclusive Technologies and Education) (figura 47), el cual habla acerca de el suicidio de personas en edad escolar es un problema grave en Aguascalientes, México; problema que además aumenta año tras año. Este trabajo presenta un análisis utilizando testores típicos, obtenidos de una base de datos donde se analizan síntomas relacionados con la nerviosidad. Los resultados muestran cómo el nivel de sobrepoblación influye en la presencia de síntomas relacionados con la nerviosidad; síntomas que a su vez influyen en la decisión de cometer suicidio. Este estudio demuestra que las personas que cometieron suicidio no son capaces de reconocer y/o manifestar síntomas asociados con la nerviosidad. Este trabajo se realizó utilizando una base de datos proporcionada por el departamento de psicología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, obteniendo testores típicos y el peso informativo de las variables de esa base de datos; obteniendo así tablas de contingencia de las variables asociadas con un testor típico.



FIG. 47. CONTIE 2021

Posterior a esto se participo en un curso que nos brindo mas conocimientos acerca del aprendizaje maquina (figura 48) el cual nos sirvió para desarrollar nuestros algoritmos.



FIG. 48. MACHINE LEARNING

Como parte de la divulgación de la tesis se participo en el congreso internacional de la investigación en el posgrado con un cartel (figura 49).



FIG. 49. INVPOS

Y continuando con la investigación se vio la necesidad de mejorar el algoritmo de obtención de testores típicos, con lo cual se desarrolló un nuevo artículo que fue expuesto en el MICA 2021 (Mexican International Conference on Artificial Intelligence) (figura 50). El cual también fue publicado en la revista RSC (figura 51). El cual habla de el cálculo de testores típicos es un problema exponencial, por lo que procesar conjuntos de datos grandes para obtener testores típicos es una tarea computacionalmente costosa y que también consume mucho tiempo, llegando incluso a llevar meses o años obtenerlos. Este trabajo presenta el algoritmo DBT, basado en el paradigma CUDA, como una propuesta para reducir el tiempo de procesamiento. Este algoritmo ha sido programado en Python y es capaz de utilizar cualquier tipo de matriz básica, sin importar su tamaño. Además, podría utilizarse en Google Colab. El algoritmo DBT ha sido comparado con un algoritmo secuencial exhaustivo utilizando matrices de tamaño 36x23, 1399x42 y 104x46. Los experimentos muestran que el algoritmo DBT es tres veces más rápido en identificar el 100% de los testores típicos. Y esta reducción de tiempo mejora a medida que crecen las matrices de datos. Además, el algoritmo está disponible para la comunidad científica.



The Mexican Society for Artificial Intelligence (SMIA)
and the Centro de Investigación en Computación del Instituto Politécnico Nacional



Award this certificate to

Daniel Barajas, Maria Dolores Torres and Aurora Torres

for presentation of the paper entitled

DBT an Algorithm Based on CUDA for Reducing the Time to Obtain Typical Testors

at the 20th Mexican International Conference on Artificial Intelligence, MICA 2021.
Mexico City, Mexico, October 25 - 30, 2021.


Dr. Félix Castro Espinoza
SMIA President


Dr. Ildar Batyrshin
Program Chair


Dr. Alexander Gelbukh
Program Chair


Dr. Grigori Sidorov
Program Chair

FIG. 50. MICA 2021

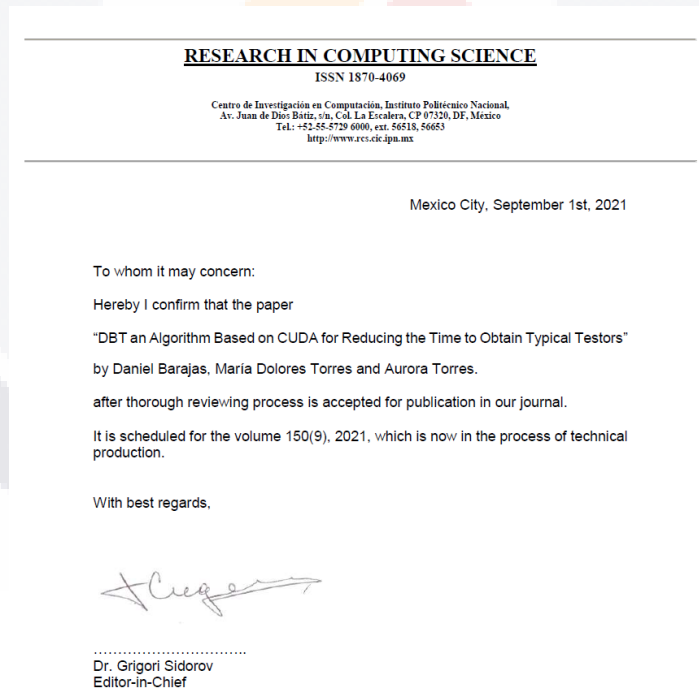


FIG. 51. DBT AN ALGORITHM BASED ON CUDA FOR REDUCING THE TIME TO OBTAIN TYPICAL TESTORS

Dentro del congreso internacional la investigación en el posgrado se participo como ponente en el panel “¿Cómo compartir mi tesis a la sociedad en 3 minutos?”

donde se dieron consejos acerca de cómo poder divulgar eficazmente una tesis (figura 52).



FIG. 52. COMPARTIR TESIS 3 MINUTOS

Como parte de la formación se fue invitado (figura 53) a una estancia de investigación en el instituto de ingeniería y tecnología de la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ) en donde se desarrolló un capítulo titulado “Mood-based prioritization model in people with suicidal tendencies using TopSis” el cual habla de que, en Aguascalientes, México, el problema del suicidio es notablemente grande. Especialmente afecta al estado de la economía, ya que los principales casos de suicidio son de personas en edad de trabajar, y más del 70% están actualmente empleadas. Por otro lado, el sistema de salud pública tiene recursos limitados, especialmente cuando se trata de psicólogos. Por lo tanto, dada la gran demanda de atención mental, es necesario priorizar qué pacientes canalizar de manera más urgente. Este artículo propone un modelo de clasificación basado en el estado de ánimo utilizando TopSis, en el cual se ha tomado como referencia una base de datos compilada por la Universidad Autónoma de Aguascalientes, y se ha determinado la importancia de cada variable mediante testores típicos y esta en proceso de ser publicado en un libro de springer “Integrated Science for Sustainable Development Goal 3 (SDG 3): Universal Good Health and Well-being”.

Instituto de Ingeniería y Tecnología



Cd. Juárez, Chihuahua, 6 de mayo de 2022

A QUIEN CORRESPONDA

Aprovecho la ocasión para saludar, al mismo tiempo hago constar que el C. DANIEL ALEJANDRO BARAJAS ARANDA, alumno del Doctorado en Ciencias Aplicadas y Tecnologías en la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha concluido su estancia de investigación doctoral bajo la tutela del Dr. Carlos Alberto Ochoa Ortiz, realizada en el periodo 28 de febrero al 29 de abril del año en curso. Completando todas las actividades propuestas en el plan de trabajo de la estancia de forma satisfactoria.

Se adjunta el informe de las actividades llevadas a cabo durante la estancia así como los productos obtenidos.

Sin otro particular por el momento reitero mis saludos quedando de usted para cualquier aclaración o duda.

A T E N T A M E N T E
 POR UNA VIDA CIENTÍFICA
 POR UNA CIENCIA VITAL

DRA. VIANEY TORRES ARGÜELLES
 Coordinadora del Doctorado en Tecnología

Av. del Charro 460 norte • C. P. 32310 • A. P. 100 • Ciudad Juárez, Chih., México • Teléfono (656) 688 4812

FIG. 53. ESTANCIA UACJ

De igual manera se desarrolló un artículo titulado “Suicide prediction in workers using Naive Bayes” que fue presentado en IJCIEOM (International Joint Conference on Industrial Engineering and Operations Management) (figura 54) y el cual esta en proceso de publicación. Dicho artículo habla de que la tendencia suicida es un problema notablemente grande en Aguascalientes, México, especialmente en la población joven y trabajadora, que constituye más del 50% de los suicidios consumados. Esto conlleva una gran afectación a la economía del estado, no solo cuando los trabajadores logran suicidarse, sino también cuando solo se intenta, ya que sus responsabilidades laborales se detienen. En este estudio, se analiza una base de datos compilada por el departamento de psicología de la Universidad Autónoma de Aguascalientes con factores asociados al estado de ánimo, en la cual podemos encontrar características relacionadas con trastornos del sueño, problemas de autoestima e incluso afectaciones en el peso. Esta base de datos contiene información sobre personas con tendencias suicidas y un grupo de control. Para identificar las características clave que presentan las personas suicidas, se obtuvo el conjunto completo de testores típicos y se obtuvo

el peso informativo de cada característica. De la misma manera, se creó un predictor utilizando un clasificador basado en la teoría del naive bayes, analizando su efectividad con el conjunto completo de características y utilizando solo las mejores características, con un peso informativo mayor al 40%.



FIG. 54. IJCIEOM 2022

Continuando con la divulgación de la tesis se participó en el 12º congreso internacional la investigación en el posgrado, mediante la modalidad de ponencia en la mesa de ciencias exactas (figura 55).



FIG. 55. INVPOS 2022

Otra de las contibuciones que se realizaron fue el ser revisor de carteles para el workshop of hybrid intelligent systems.



FIG. 56. WORKSHOP

Derivado del mismo estudio se desarrollo un articulo titulado “Suicide prediction in workers using Neural Networks and stress-related factors” el cual fue presentado

en el IJCIEOM (figura 57) y esta en proceso de ser publicado. El artículo tuvo como objetivo utilizar una combinación de testores típicos y un clasificador de redes neuronales para predecir el acceso a la atención médica e identificar variables relevantes que influyen en el suicidio en el lugar de trabajo. Se consideraron significativos los factores asociados al estrés y el entorno sociocultural experimentado por las personas suicidas. El estudio presentó datos sobre las altas tasas de suicidio en Aguascalientes, México, y sus consecuencias negativas en la economía y la sociedad.

El artículo introdujo el concepto de reconocimiento de patrones, que implica categorizar objetos en diferentes clases, y sus aplicaciones en diversos campos como la medicina y la astronomía. También explicó cómo los testores típicos se utilizaron como un mecanismo de reducción de características y un clasificador de redes neuronales para predecir el acceso a la atención médica e identificar los factores más influyentes en el comportamiento suicida en el trabajo, como la pérdida de empleo, la jubilación, el embarazo y la muerte de un amigo cercano.

El estudio recomendó el uso de técnicas de minería de datos y aprendizaje automático para analizar datos de intentos de suicidio, identificar patrones de comportamiento y prevenir el suicidio. El artículo resaltó la importancia de las técnicas de reducción de dimensionalidad para lograr una mejor precisión en la clasificación. En conclusión, el artículo proporcionó información sobre los factores que contribuyeron al comportamiento suicida y sugirió estrategias para abordar y prevenir el suicidio.



FIG. 57. IJCIEOM 2023

Otro elemento importante que se obtuvo durante el desarrollo fue la herramienta para clasificar la tendencia suicida, dicha herramienta fue patentada y registrada en el registro publico del derecho de autor (figura 58).



FIG. 58. AUTOR

Otro logro que se obtuvo fue el haber sido invitado para una estancia de investigación en la universidad de Alcalá de Henares en España (figura 59), en donde la investigación se centró en la corroborar la explicabilidad del modelo de clasificación, de dicha estancia se escribió un artículo que se encuentra en revisión.



Escuela Politécnica Superior
C/ta. Bartolomé San 33,600
28871 Alcalá de Henares (Madrid)
+34 918856510
msicilia@uah.es

A QUIEN CORRESPONDA,

Es un placer para mí dirigirme a usted. Por medio de la presente, me permito certificar que el C. Daniel Alejandro Barajas Aranda, alumno del Doctorado en Ciencias Aplicadas y Tecnologías en la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha concluido de manera satisfactoria su estancia de investigación doctoral bajo la tutela del Dr. Miguel Angel Sicilia Urbán. Dicha estancia se desarrolló durante el periodo comprendido entre el 15 de mayo y el 15 de julio del presente año.

Durante este tiempo, el Sr. Barajas Aranda ha completado todas las actividades propuestas en el plan de trabajo de su estancia, cumpliendo de forma destacada con las metas y objetivos trazados para este periodo. Su desempeño ha sido excelente, demostrando su compromiso con el desarrollo y avance en su área de estudio.

Por tanto, agradecemos su participación y nos complace aportar a su formación académica y profesional.

Sin más por el momento, reitero mis más cordiales saludos y quedo a su disposición para cualquier aclaración o duda que pueda surgir en relación a la finalización de la estancia doctoral del C. Daniel Alejandro Barajas Aranda.

UNIVERSIDAD DE ALCALÁ. PATRIMONIO DE LA HUMANIDAD

ATENTAMENTE,

Miguel Angel Sicilia Urbán
Catedrático de Universidad

Departamento de Ciencias de la Computación, Universidad de Alcalá

SICILIA URBAN | Firmado digitalmente por
MIGUEL ANGEL | SICILIA URBAN MIGUEL
DNI 50842904R | ANGEL - DNI 50842904R
Fecha: 2023.07.10 16:45:37
+02'00'

Fig. 59. España 2023



**CAPITULO 9
CONCLUSIONES Y
DISCUSIÓN**

Los estudios mencionados muestran que los factores de riesgo asociados al suicidio incluyen trastornos mentales, consumo de alcohol o drogas, pérdida de seres queridos, fracaso social, aislamiento, baja exposición al sol, baja intensidad de la radiación solar, alcoholismo, exposición a pesticidas, desregulación de la química cerebral, trastornos de ansiedad, trastornos adaptativos, depresión, anhedonia, falta de interés o satisfacción en las actividades, desórdenes alimenticios, síntomas psicóticos, victimización, abuso infantil, bajo nivel educativo, personas que terminan la adolescencia y empiezan la adultez, mujeres, personas casadas, problemas familiares, acceso fácil a drogas, entornos de agresión y violencia, vivir en comunidades rurales o poco urbanizadas, baja escolaridad y desempleo.

En este trabajo se encontró como principales detonantes, los factores relacionados al estrés, estado de ánimo, nerviosismo y el hacinamiento. En primer lugar, vemos que las personas con un alto hacinamiento tienen una mayor tendencia al suicidio. Especialmente cuando se presentan casos de 5 o más personas viviendo en una sola casa pequeña. Esto lo podemos asociar a un bajo nivel socioeconómico y una falta de espacio personal, lo que estaría propiciando la tendencia suicida.

Dentro de los factores relacionados al estrés tenemos que el perder el empleo y la jubilación obtuvieron un peso informacional muy elevado, observamos que con este cambio de responsabilidades en el trabajo se incrementa la tendencia suicida. Con lo que podemos inferir que el cambio en la forma de vida de las personas es otro factor que está muy ligado a la tendencia suicida, especialmente cuando estos cambios causan un gran estrés en la persona. La cual no logra lidiar de una manera sana con el estrés ocasionado. Por otra parte, se observó que otra variable de importancia es el estrés causado en el embarazo, pero a diferencia de las anteriores las personas con tendencia suicida, mostraban niveles de estrés muy bajos en comparación con las personas de control. Lo que nos puede indicar una cierta indiferencia o egoísmo hacia las demás personas. En este caso inferimos que las personas con tendencia suicida solo se enfocan en sus pensamientos dejando de lado las necesidades de otros.

Respecto a las variables asociadas al nerviosismo, se apreció que la sensación de calor, la incapacidad para relajarse, el temblor de manos, el miedo a morir, el rubor facial y la indigestión, mostraron pesos informacionales muy importantes. Con estas variables se apreció que las personas con tendencia suicida mostraban aparentemente niveles muy bajos o nulos en comparación a las personas de control. Al ser estas variables muy subjetivas y dependientes del sentir del encuestado, podemos decir que las personas con tendencia suicida no son capaces de identificar estas sensaciones, por lo que no están conscientes de sus propias necesidades. Con lo anterior entendemos que no pueden reconocer las afectaciones que tienen y poder pedir ayuda oportunamente.

Hablando del estado de ánimo, tenemos las variables como, sentir ser una mala persona, dormir sin descansar, estar a disgusto consigo mismo, dormir más de lo

acostumbrado, sentir que nada le hace feliz y tener deseos de dañarse. Para esta variable se tomó en cuenta el número de días en los que se presentó dicha emoción, y podemos observar que las personas con tendencia suicida llegaron a manifestarla con una mayor frecuencia que las personas de control, esto es muy importante ya que nos indica que se cuenta con un buen margen de tiempo para detectar la ideación suicida antes de que la persona cometa el acto, ya que presentan estas emociones durante largo tiempo y de manera frecuente. De igual manera vemos que los problemas del sueño son muy importantes ya que están relacionados muy estrechamente con las personas suicidas, y pueden desencadenar las otras sensaciones negativas que manifiestan dichas personas. En donde vemos que muestran una baja autoestima y muchos sentimientos negativos hacia ellos mismos.

Dentro de la investigación se propuso un algoritmo en paralelo, el cual nos ayudó a mejorar el tiempo de ejecución en un 300% corroborando que la paralelización es una muy buena alternativa cuando se requiere agilizar los tiempos de procesamiento. De igual manera, siguiendo el lema divide y vencerás, este algoritmo nos ayudó a obtener soluciones determinísticas en tiempos de ejecución razonables, cuando por la vía secuencial no se hubieran logrado los resultados. Esta herramienta debe ser ejecutada en máquinas con procesadores gráficos de la marca nVidia. La herramienta paralela es una alternativa muy buena cuando se desea obtener todos los testores típicos asociados a una matriz.

También se propuso un framework para trabajar con grandes volúmenes de datos. en el cual el principal objetivo es la reducción de dimensionalidades. Esto para poder enfocarse solo en un número reducido de variables, las cuales serán las de mayor importancia. Podemos observar que la utilización de este framework conjunta las variables en constructos para identificar los principales y posterior a esto logra obtener las variables más importantes de cada uno, haciendo con esto el poder conservar solo lo esencial de una base de datos. Lo que es de gran importancia ya que el procesamiento de grandes cantidades de variables se vuelve muy costoso computacionalmente, e incluso el tiempo de ejecución puede llegar a ser insostenible.

Al analizar los diferentes clasificadores, todos comparten una gran similitud, la cual viene dada por la frase “garbage in, garbage out”, que nos dice en pocas palabras que la calidad de la clasificación depende en gran medida de la calidad de los datos con los que se entrena el modelo. Por lo que la utilización de todas las variables para entrenar un clasificador deberá ser la última opción, y de ser posible se deberá utilizar algún mecanismo para la reducción de éstas, que garantice la utilización de solo aquellas que estén estrechamente relacionadas con el problema de investigación.

Si bien, en esta investigación no se logró identificar una gran diferencia en la exactitud de los clasificadores, se vio que las redes neuronales funcionan mejor cuando la primera capa intermedia es del doble de neuronas de la capa de entrada, y la segunda capa se reduce a la mitad. También se observó que en las

máquinas de soporte vectorial el rango “C” no aporta una gran diferencia en cuanto a la exactitud. Y respecto a los bosques aleatorios, los mejores resultados se obtienen usando un kernel entropy y la profundidad del bosque no es realmente relevante. En cuanto al clasificador bayesiano, fue el que obtuvo una exactitud más baja, sin embargo, es un muy buen clasificador para comenzar, ya que es un clasificador robusto que logra buenos resultados y es sencillo de implementar.

La lógica difusa es una herramienta útil para modelar y razonar sobre la incertidumbre y la vaguedad de los datos. Esta lógica se basa en los sistemas difusos, las funciones de membresía, las reglas de inferencia, la resolución de conflictos, la lógica difusa proposicional y de predicados, el aprendizaje y la clasificación difusa, y las aplicaciones prácticas. Estos aspectos permiten abordar problemas complejos y proporcionar soluciones precisas comprensibles por el usuario del sistema. En nuestro estudio es de gran importancia para poder presentar los resultados de manera intuitiva y sencilla al usuario, donde no solo indica si la persona tiene tendencia suicida, sino la gravedad de esta.

La investigación logró cumplir con el objetivo general de identificar los patrones predisponentes y desarrollar un sistema clasificador para la detección temprana de personas con tendencia suicida en Aguascalientes. El clasificador desarrollado demostró ser efectivo en la identificación de casos con tendencia suicida, lo que puede contribuir a la implementación de políticas públicas e institucionales para abordar este problema de salud mental.

Se logró identificar los patrones predisponentes en personas con tendencia suicida, lo que permitió la creación de un clasificador efectivo para detectar esta tendencia en individuos. La herramienta desarrollada se presenta como una valiosa ayuda para los expertos en la identificación temprana de personas en riesgo de suicidio.

La hipótesis planteada, donde se afirmaba que un clasificador con un número reducido de características elegidas por un testor podría brindar una exactitud superior al 70%, se validó en la investigación. El clasificador desarrollado, basado en testores típicos, alcanzó un nivel de precisión que superó esta marca, lo que confirma la eficacia de esta metodología.

Se demostró que el menor de los testores con 34 variables sí puede ser un buen número de características para un clasificador, ya que el clasificador basado en testores típicos mostró un rendimiento superior al 70% de precisión logrando el 94%.

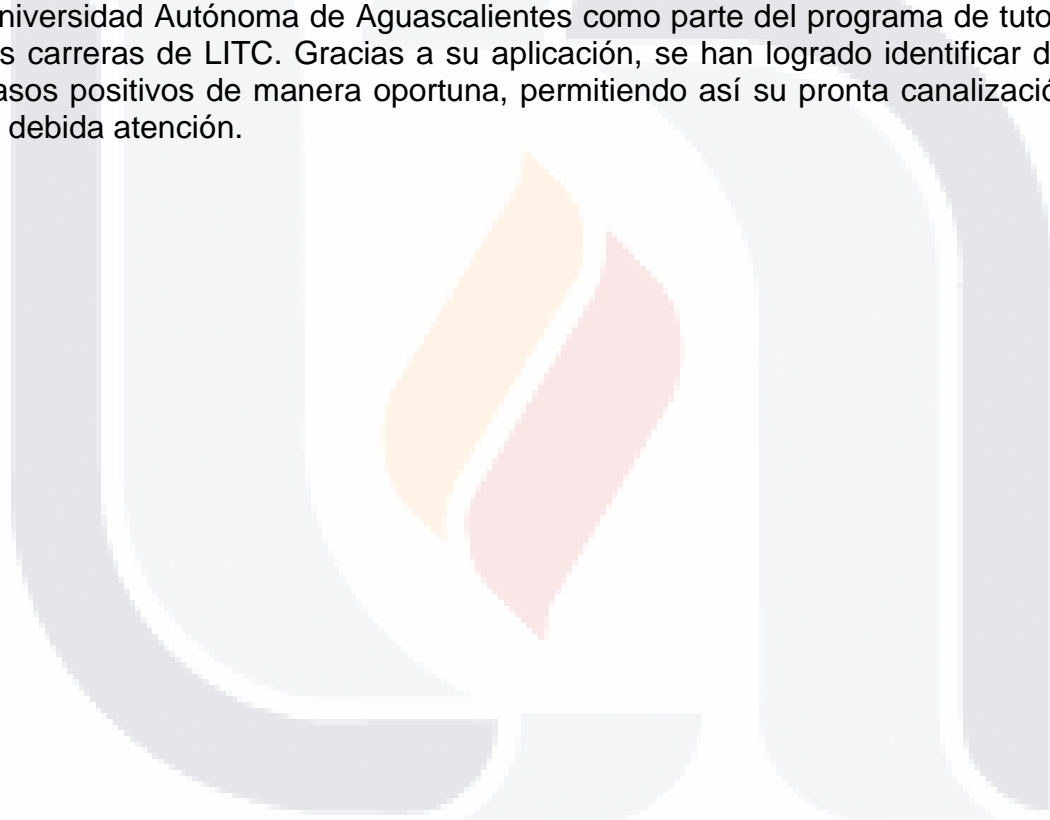
En cuanto a la comparación de diferentes clasificadores (redes neuronales, clasificador bayesiano, bosques aleatorios y máquinas de soporte vectorial), se encontró que el clasificador basado en testores típicos superó a los demás en términos de efectividad en la clasificación de personas con tendencia suicida.

Los resultados demuestran que el clasificador basado en testores típicos es capaz de discriminar de manera efectiva a personas con tendencia suicida, brindando

una precisión superior al 70%. Esto sugiere que esta metodología es prometedora y útil en la detección temprana de casos de tendencia suicida.

En resumen, la investigación logró cumplir con sus objetivos y responder satisfactoriamente a las preguntas de investigación planteadas. El modelo clasificador desarrollado, basado en testores típicos, demostró ser efectivo en la identificación temprana de personas con tendencia suicida y puede ser una herramienta valiosa para apoyar a expertos en la toma de decisiones y en la implementación de políticas de prevención.

Es importante destacar que la herramienta de clasificación ha sido exitosamente utilizada por expertos en el campo de la salud, quienes han probado y respaldado su validez. Además, esta herramienta ha sido implementada con éxito en la Universidad Autónoma de Aguascalientes como parte del programa de tutorías de las carreras de LITC. Gracias a su aplicación, se han logrado identificar diversos casos positivos de manera oportuna, permitiendo así su pronta canalización para la debida atención.



BIBLIOGRAFÍA

- Adamou, M., Antoniou, G., Greasidou, E., Lagani, V., Charonyktakis, P., & Tsamardinos, I. (2018). Mining Free-Text Medical Notes for Suicide Risk Assessment. *Proceedings of the 10th Hellenic Conference on Artificial Intelligence - SETN '18*, 1–8. <https://doi.org/10.1145/3200947.3201020>
- AE Crosby, M. D., Espitia-Hardeman, V., L Ortega, M. D., & Clavel-Arcas, C. (2009). Alcohol and Suicide Among Racial/Ethnic Populations—17 States, 2005-2006. *JAMA*, 302(7), 733–734. Retrieved from <http://jamanetwork.com/journals/jama/fullarticle/184436>
- Barajas, D. (2017). *Identificación de Factores de Riesgo determinantes en el suicidio en Aguascalientes mediante la técnica de Testores Típicos*. Universidad Autonoma de Aguascalites, Aguascalientes Mexico.
- Batty, G. D., Bell, S., Stamatakis, E., & Kivimäki, M. (2016). Association of Systemic Inflammation With Risk of Completed Suicide in the General Population. *JAMA Psychiatry*, 73(9), 993. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2016.1805>
- BETANCOURT, G. A. (2005). LAS MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVMs). *Scientia et Technica*, 1(27). <https://doi.org/10.22517/23447214.6895>
- Brundin, L. C., & Grit, J. (2016). Ascertaining Whether Suicides Are Caused by Infections. *JAMA Psychiatry*, 73(9), 895. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2016.1470>
- Campos, N. (2016). *Diplomado en el Protocolo de Actuación (PROL-SMDIFAGS-SUIC/2016)*.
- Congreso, E. L., Estados, G. D. E. L. O. S., & Mexicanos, U. (2022). *DOF - Diario Oficial de la Federación* (Vol. 5002338, pp. 1–14). Vol. 5002338, pp. 1–14. Retrieved from https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5639077&fecha=22/12/2021#gsc.tab=0
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random Forests. *Ensemble Machine Learning*, 157–175. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5
- Fontanella, C. A., Hiance-Steelesmith, D. L., Phillips, G. S., Bridge, J. A., Lester, N., Sweeney, H. A., & Campo, J. V. (2015). Widening Rura-Urban Disparities in Youth Suicides, United States, 1996-2010. *JAMA Pediatrics*, 169(5), 466. <https://doi.org/10.1001/jamapediatrics.2014.3561>
- Furczyk, K., Schutová, B., Michel, T. M., Thome, J., & Büttner, A. (2013). The neurobiology of suicide - A Review of post-mortem studies. *Journal of Molecular Psychiatry*, 1, 2. <https://doi.org/10.1186/2049-9256-1-2>

- Gibbons, R. D., Hur, K., Brown, C. H., Davis, J. M., & Mann, J. J. (2012). Benefits From Antidepressants: Synthesis of 6-Week Patient-Level Outcomes From Double-blind Placebo-Controlled Randomized Trials of Fluoxetine and Venlafaxine. *Archives of General Psychiatry*, 69(6). <https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2011.2044>
- Gonda, X., Fountoulakis, K., Kaprinis, G., & Rihmer, Z. (2008). Prediction and prevention of suicide in patients with unipolar depression and anxiety. *Annals of General Psychiatry*, 7(1), S323. <https://doi.org/10.1186/1744-859X-7-S1-S323>
- Helbich, M., Leitner, M., & Kapusta, N. D. (2012). Geospatial examination of lithium in drinking water and suicide mortality. *International Journal of Health Geographics*, 11, 19. <https://doi.org/10.1186/1476-072X-11-19>
- Hooman, S., Zahra, H., Safa, M., Hassan, F. M., & Reza, M. M. (2013). Association between cigarette smoking and suicide in psychiatric inpatients. *Tobacco Induced Diseases*, 11, 5. <https://doi.org/10.1186/1617-9625-11-5>
- INEGI. (2011). *Estadística de suicidios de los Estados Unidos Mexicanos 2011*. Retrieved from http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/productos//prod_serv/contenidos/espanol/bvinegi/productos/continuas/sociales/suicidio/2011/702825047436.pdf
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2022). *Estadísticas Vitales Defunciones generales*. Retrieved from <https://www.inegi.org.mx/inegi/terminos.html>
- ISO. (1998). *ISO 9241-11:1998. Ergonomic Requirements for Office Work with Visual Display Terminals (VDTs) - Part 11: Guidance on Usability*. International Organization for Standardization.
- Koutsogianni, Z., Charisi, V., Frongou, D., Koutsogiannis, I., & Bakaras, K. (2003). Epidemiological analysis of completed suicide in the {Greek} countryside: a retrospective study. *Annals of General Hospital Psychiatry*, 2(1), S81. <https://doi.org/10.1186/1475-2832-2-S1-S81>
- Krug, S. (2014). *Don't Make Me Think, Revisited: A Common Sense Approach to Web Usability*. New Riders.
- Lim, M., Lee, S. U., & Park, J.-I. (2014). Difference in suicide methods used between suicide attempters and suicide completers. *International Journal of Mental Health Systems*, 8, 54. <https://doi.org/10.1186/1752-4458-8-54>
- M., L.-C., J., R.-S., & E., A. C. (1995). *Determining the feature relevance for non classically described objects and a new algorithm to compute typical fuzzy testers Pattern Recognition Letters*. 16, 1259–1265.
- Matich, D. J. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*.

Historia, 55. Retrieved from <ftp://decsai.ugr.es/pub/usuarios/castro/Material-Redes-Neuronales/Libros/match-redesneuronales.pdf>

- Molavi, P., Karimollahi, M., Abbasi-Ranjbar, V., & Mohamadnia, H. (2008). Assessment of suicide risk factors among attempted suicide in Ardabil. *Annals of General Psychiatry*, 7(1), S320. <https://doi.org/10.1186/1744-859X-7-S1-S320>
- Morii, D., Miyagatani, Y., Nakamae, N., Murao, M., & Taniyama, K. (2010). Japanese experience of hydrogen sulfide: the suicide craze in 2008. *Journal of Occupational Medicine and Toxicology*, 5, 28. <https://doi.org/10.1186/1745-6673-5-28>
- Mortaz Hejri, S., Faizi, M., & Babaeian, M. (2013). Zolpidem-induced suicide attempt: a case report. *DARU Journal of Pharmaceutical Sciences*, 21, 77. <https://doi.org/10.1186/2008-2231-21-77>
- Mortier, P., Demyttenaere, K., Auerbach, R. P., Green, J. G., Kessler, R. C., Kiekens, G., ... Bruffaerts, R. (2015). Individual- and population-level effects of childhood adversity and emotional problems on early-onset suicide plans and/or attempt(s). *Archives of Public Health*, 73(1), P39. <https://doi.org/10.1186/2049-3258-73-S1-P39>
- Mousavi, S., & Tallaei, H. (2006). Suicide risk, aggression and violence in major psyrschiatric disorder. *Annals of General Psychiatry*, 5(1), S298. <https://doi.org/10.1186/1744-859X-5-S1-S298>
- Nock, M. K., Borges, G., Bromet, E. J., Alonso, J., Angermeyer, M., Beautrais, A., ... Williams, D. (2008). Cross-national prevalence and risk factors for suicidal ideation, plans and attempts. *The British Journal of Psychiatry*, 192(2), 98–105. <https://doi.org/10.1192/BJP.BP.107.040113>
- Norman, D. A. (2013). *The Design of Everyday Things: Revised and Expanded Edition*. Basic Books.
- NVIDIA. (2015a). Cuda C Programming Guide. *Programming Guides*, (September), 1–261.
- NVIDIA. (2015b). Programming Guide :: CUDA Toolkit Documentation. Retrieved March 26, 2020, from <https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/index.html#introduction>
- Ono, Y., Awata, S., Iida, H., Ishida, Y., Ishizuka, N., Iwasa, H., ... Watanabe, N. (2008). A community intervention trial of multimodal suicide prevention program in Japan: A Novel multimodal Community Intervention program to prevent suicide and suicide attempt in Japan, NOCOMIT-J. *BMC Public Health*, 8, 315. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-8-315>
- Oquendo, M. A., Galfalvy, H., Sullivan, G. M., Miller, J. M., Milak, M. M., Sublette, M. E., ... Mann, J. J. (2016). Positron Emission Tomographic Imaging of the

Serotonergic System and Prediction of Risk and Lethality of Future Suicidal Behavior. *JAMA Psychiatry*, 73(10), 1048. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2016.1478>

Paplos, K. G., Kontaxakis, V. P., Havaki-Kontaxaki, B. J., & Rabavilas, A. D. (2003). Suicidal intention, depression and anhedonia among suicide attempters. *Annals of General Hospital Psychiatry*, 2(1), S109. <https://doi.org/10.1186/1475-2832-2-S1-S109>

Pardiñas, G., & María, S. (2013). *Interconsulta psiquiátrica en un hospital general: intentos de suicidio y factores relacionados: (1997-2007)*. Retrieved from <http://ruc.udc.es/dspace/handle/2183/10135>

Parrón Carreño, T. (2007). *Efectos nocivos de la exposición continuada a plaguicidas con especial incidencia en la depresión y el suicidio en la zona del poniente almeriense*. Retrieved from <http://digibug.ugr.es/handle/10481/1596>

Prandi, D., & Gauthier, J. P. (2018). Pattern Recognition. In *SpringerBriefs in Mathematics*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-78482-3_5

Raúl Benítez, Gerard Escudero, Samir Kanaan, D. M. R. (2014). *Inteligencia artificial avanzada*. Editorial UOC.

REYNAGA, Rene y MAYTA, W. (2009). INTRODUCCION AL RECONOCIMIENTO DE PATRONES. In *Fides et Ratio - Revista de Difusión cultural y científica de la Universidad La Salle en Bolivia* (Vol. 3). Retrieved from http://www.scielo.org.bo/scielo.php?pid=S2071-081X2009000100005&script=sci_arttext

Rihmer, Z. (2007). Suicide risk in mood disorders: *Current Opinion in Psychiatry*, 20(1), 17–22. <https://doi.org/10.1097/YCO.0b013e3280106868>

Santos, J. Á., Carrasco, A., & Martínez, J. F. (2004). Selección de Características usando Testores Típicos aplicada a la Estimación de Parámetros Estelares. *Computación y Sistemas*, 8(1), 15–23. Retrieved from http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1405-55462004000300003&lng=es&nrm=iso&tlng=en

Shulcloper, J. R., Guzmán, A., & Martínez, J. F. (1999). *Enfoque Lógico Combinatorio al Reconocimiento de Patrones*. Mexico: Instituto Politécnico Nacional.

Shulcloper José Ruíz, A. C. E., & Cortés, L. M. (1995). *INTRODUCCION A LA TEORIA DE TESTORES*. Retrieved from <https://ccc.inaoep.mx/~aolvera/LibrosRP/INTRODUCCION A LA TEORIA DE TESTORES.pdf>

Torres, M.D. (2010). *Metaheurísticas híbridas en selección de subconjuntos de características para aprendizaje no supervisado*. Universidad Autonoma de Aguascalientes, México.

Torres, María Dolores, Torres, A., Cuellar, F., de la Luz Torres, M., de Leon, E., & Pinales, F. (2014). *Evolutionary computation in the identification of risk factors. Case of TRALI.*

Vázquez, R. A., & Godoy-Calderón, S. (2007). Using testor theory to reduce the dimension of neural network models. *Special Issue in Neural Networks and Associative Memories*, 28, 93–103. Retrieved from <https://pdfs.semanticscholar.org/fa22/ae7d3da01aa50fdbf4acf8a661dae785a5ba.pdf>

Vyssoki, B., Kapusta, N. D., Praschak-Rieder, N., Dorffner, G., & Willeit, M. (2014). Direct Effect of Sunshine on Suicide. *JAMA Psychiatry*, 71(11), 1231. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2014.1198>

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)



