



FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS

UTILIZACIÓN DE LAS REDES NEURONALES PARA LA IDENTIFICACION DE
EMOCIONES MEDIANTE LA VOZ EN LOS BOMBEROS COMAS N° 124, LIMA -
2023

Línea de investigación:
Ingeniería de software, simulación y desarrollo de TICs

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas

Autor

Chuqui Salinas, Freddy Hernan

Asesora

Rojas Romero, Karin Corina

ORCID: 0000-0002-6867-0778

Jurado

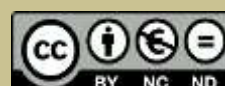
Cachay Boza, Orestes

Cohello Aguirre, Rogelio Gonzalo

Narro Andrade, Manuel Guillermo

Lima - Perú

2024



UTILIZACIÓN DE LAS REDES NEURONALES PARA LA IDENTIFICACION DE EMOCIONES MEDIANTE LA VOZ EN LOS BOMBEROS COMAS N° 124, LIMA - 2023

INFORME DE ORIGINALIDAD

22%

INDICE DE SIMILITUD

20%

FUENTES DE INTERNET

5%

PUBLICACIONES

8%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1

repositorio.utn.edu.ec

Fuente de Internet

2%

2

Submitted to Universidad Nacional Federico Villarreal

Trabajo del estudiante

2%

3

jupiter.utm.mx

Fuente de Internet

1%

4

Submitted to Universidad San Ignacio de Loyola

Trabajo del estudiante

1%

5

www.monografias.com

Fuente de Internet

1%

6

hdl.handle.net

Fuente de Internet

1%

7

Submitted to Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Trabajo del estudiante

1%

8

upcommons.upc.edu

Fuente de Internet

1%

9

repositorioacademico.upc.edu.pe

Fuente de Internet

1%

10

view.genially.com

Fuente de Internet

<1%



Universidad Nacional
Federico Villarreal

VRIN | VICERRECTORADO
DE INVESTIGACIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS

UTILIZACIÓN DE LAS REDES NEURONALES PARA LA IDENTIFICACION DE EMOCIONES MEDIANTE LA VOZ EN LOS BOMBEROS COMAS N° 124, LIMA - 2023

Línea de investigación

Ingeniería de software, simulación y desarrollo de TICs

Tesis para optar el título profesional de Ingeniero de Sistemas

Autor

Chuqui Salinas, Freddy Hernan

Asesora

Rojas Romero, Karin Corina

ORCID: 0000-0002-6867-0778

Jurado

Cachay Boza, Orestes

Cohello Aguirre, Rogelio Gonzalo

Narro Andrade, Manuel Guillermo

Lima - Perú

2024

ÍNDICE

RESUMEN.....	9
ABSTRACT.....	10
I INTRODUCCIÓN.....	11
1.1 Descripción y formulación del problema.....	13
1.1.1 Descripción del problema	13
1.1.2 Formulación de problema	16
1.1.2.1 Problema general	16
1.1.2.2 Problema específico.....	16
1.2 Antecedentes.....	16
1.2.1 A Nivel internacional.....	16
1.2.2 A nivel nacional	19
1.3 Objetivos.....	21
1.3.1 Objetivo General.....	21
1.3.2 Objetivo Específico.....	21
1.4 Justificación	22
1.4.1 Justificación teórica	22
1.4.2 Justificación metodológica.....	22
1.4.3 Justificación practica.....	23
1.5 Hipótesis.....	23
1.5.1 Hipótesis generales	23
1.5.2 Hipótesis específica	23
II MARCO TEÓRICO.....	24
2.1 Bases teóricas sobre el tema de investigación.....	24
2.1.1 Variable independiente (Utilización de las redes neuronales).....	24
2.1.2 Variable dependiente (Identificación de emociones mediante la voz)	25
2.2 Definición de Términos.....	26
2.2.1 Redes neuronales	26
2.2.1.1 Redes neuronales profundas.	26

2.2.1.2	Redes neuronales convolucionales	28
2.2.1.3	Topología de red natural	29
2.2.1.4	Reconocimiento de emociones - aprendizaje profundo	30
2.2.1.5	Sistemas de reconocimiento de emociones en el habla (SER)	31
2.2.1.6	Técnicas tradicionales para el SER.....	32
2.2.1.7	Extracción, preprocesamiento y selección de características en SER	33
2.2.1.8	Dimensión de acústica en SER	34
2.2.1.9	Clasificación de características en SER.....	36
2.2.1.10	Enfoque en la creación de la red neuronal	36
2.2.2	Bombero.....	42
2.2.2.1	Praat y el análisis fonético de la voz.....	43
III	MÉTODO	44
3.1	Tipo de investigación	44
3.1.1	Tipo de investigación	44
3.1.2	Nivel de investigación.....	44
3.1.3	Diseño de investigación	44
3.2	Ámbito temporal y espacial.....	45
3.2.1	Ámbito temporal	45
3.2.2	Ámbito especial	45
3.3	Variables	45
3.3.1	Variable dependiente	45
3.3.2	Variable independiente	46
3.3.2.1	Operacionalización de variables	46
3.4	Población y muestra.....	47
3.4.1	Población de estudio	47
3.4.2	Muestra poblacional.....	47
3.4.3	Muestreo	48
3.5	Instrumentos.....	48
3.5.1	Técnicas de recolección de datos	48
3.5.2	Instrumento de recolección de datos.....	48
3.5.3	Validación y confiabilidad del instrumento	49
3.5.3.1	Validez	49
3.5.3.2	Confiabilidad	50

3.6	Procedimientos	52
3.7	Análisis de datos.....	57
3.8	Consideraciones éticas	57
IV	RESULTADOS	59
4.1	Análisis e interpretación de resultados	59
4.2	Contrastación de hipótesis	60
4.2.1	Hipótesis general.....	60
4.2.2	Hipótesis específica	61
4.3	Presentación de resultados	64
4.3.1	Variables dependientes – sentimientos	65
V	DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	90
VI	CONCLUSIONES.....	91
VII	RECOMENDACIONES	93
VIII	REFERENCIAS.....	94
IX	ANEXOS.....	98

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Diagrama de Ishikawa	15
Figura 2 Representación de una Red Neural Profunda.....	28
Figura 3 Representación de una red convolucionales.....	29
Figura 4 Modelo de la emoción Valence-Arousal-Dominance (VAD).....	31
Figura 5 Método de detección de sentimientos.....	32
Figura 6 Espacio emocional y sus dimensiones.....	35
Figura 7 Fase de desarrollo de una Red Neuronal	37
Figura 8 Funciones escalón(a), rampa(b), funciones sigmoides (c y d)	39
Figura 9 Procesamiento de una Neurona Artificial	41
Figura 10 Praat y el análisis fonético de la voz	43
Figura 11 Configuración de PRAAT	52
Figura 12 Espectro de la Voz de prueba	53
Figura 13 Generación del espectro de emociones.....	54
Figura 14 Resultado del espectro analizado.....	54
Figura 15 Espectrograma de las emociones.....	55
Figura 16 Espectrograma de las emociones.....	56
Figura 17 Resultados de PRETEST -POSTEST.....	65
Figura 18 Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)	66
Figura 19 Pregunta 1 de POSTEST (Grafico)	67
Figura 20 Pregunta 2 de PRETEST (Grafico)	69
Figura 21 Pregunta 2 de POSTEST (Grafico)	70
Figura 22 Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)	71
Figura 23 Pregunta 3 de POSTEST (Grafico)	72
Figura 24 Pregunta 4 de PRETEST (Grafico)	73

Figura 25 Pregunta 4 de POSTEST (Grafico)	74
Figura 26 Pregunta 5 de PRETEST (Grafico)	76
Figura 27 Pregunta 5 de POSTEST (Grafico)	77
Figura 28 Pregunta 6 de PRETEST (Grafico)	78
Figura 29 Pregunta 6 de POSTEST (Grafico)	79
Figura 30 Pregunta 7 de PRETEST (Grafico)	80
Figura 31 Pregunta 7 de POSTEST (Grafico)	81
Figura 32 Pregunta 8 de PRETEST (Grafico)	83
Figura 33 Pregunta 8 de POSTEST (Grafico)	84
Figura 34 Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)	85
Figura 35 Pregunta 9 de POSTEST (Grafico)	86
Figura 36 Pregunta 10 de PRETEST (Grafico)	87
Figura 37 Pregunta 1 de POSTEST (Grafico)	88

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Emociones en función a las variaciones acústicas	34
Tabla 2 Modelo Pre Experimental	45
Tabla 3 Dimensiones, Variables e Indicadores	46
Tabla 4 Juicio de Expertos	50
Tabla 5 Criterios de escala del alfa de Cronbach	50
Tabla 6 Estadísticas de fiabilidad – Pretest	51
Tabla 7 Estadísticas de fiabilidad – Postest	51
Tabla 8: Prueba de normalidad	59
Tabla 9 Estadístico de Hipótesis General	60
Tabla 10 Estadístico de Hipótesis Especifica 1	62
Tabla 11 Estadístico de Hipótesis Especifica 2	63
Tabla 12 Estadístico de Hipótesis Especifica 3	64
Tabla 13 Resultados de PRETEST - POSTEST	65
Tabla 14 Pregunta 1 de PRETEST (Resultados)	66
Tabla 15 Pregunta 1 de POSTEST (Resultados)	67
Tabla 16 Pregunta 2 de PRETEST (Resultados)	68
Tabla 17 Pregunta 2 de POSTEST (Resultados)	69
Tabla 18 Pregunta 3 de PRETEST (Resultados)	71
Tabla 19 Pregunta 3 de POSTEST (Resultados)	71
Tabla 20 Pregunta 4 de PRETEST (Resultados)	73
Tabla 21 Pregunta 4 de POSTEST (Resultados)	74
Tabla 22 Pregunta 5 de PRETEST (Resultados)	75
Tabla 23 Pregunta 5 de POSTEST (Resultados)	76
Tabla 24 Pregunta 6 de PRETEST (Resultados)	78

Tabla 25	Pregunta 6 de POSTEST (Resultados)	78
Tabla 26	Pregunta 7 de PRETEST (Resultados)	80
Tabla 27	Pregunta 7 de POSTEST (Resultados)	81
Tabla 28	Pregunta 8 de PRETEST (Resultados)	82
Tabla 29	Pregunta 8 de POSTEST (Resultados)	83
Tabla 30	Pregunta 9 de PRETEST (Resultados)	84
Tabla 31	Pregunta 9 de POSTEST (Resultados)	85
Tabla 32	Pregunta 10 de PRETEST (Resultados)	87
Tabla 33	Pregunta 10 de POSTEST (Resultados)	88

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A: Matriz Operacional de Variables.....	98
Anexo B: Matriz de Consistencia	99
Anexo C: Instrumento de validez y confiabilidad - Emoción.....	100
Anexo D: Instrumento de validez y confiabilidad - Intensidad	102
Anexo E: Juicio de Expertos - Primer Asesor	104
Anexo F: Juicio de Expertos - Segundo Asesor.....	105
Anexo G: Juicio de expertos tercer asesor	106
Anexo H: Imágenes de Carga SPSS	107

RESUMEN

La finalidad de esta tesis es explicar la propuesta realizada para identificar las emociones (espectrograma) mediante la voz con ayuda de las Convolucional Neural Networks, la metodología de la investigación será aplicada, explicativo y preexperimental. Además, se utiliza la herramienta de recolección de datos el cual consta de 20 enunciados con un modelo de escala de Likert, siendo este aplicado a 42 bomberos antes de ir a la emergencia. La investigación realizada consiste en generar imágenes de espectrograma de voz y entrenar una red neuronal convolucional para clasificarlas. Este trabajo compara los resultados de capacitación y validación de diferentes tamaños de muestra para determinar el tamaño correcto. Los resultados del entrenamiento y la validación se comparan con cantidades definidas para diferentes valores de los parámetros utilizados en la generación del espectrograma, lo que se denomina amplificación, para optimizar los resultados.

Palabras clave: espectrograma, redes neuronales convolucionales, red neuronal, reconocimiento, red neuronal profunda.

ABSTRACT

The objective of this thesis is to explain the proposal made to identify emotions (spectrogram) through voice with the help of convolutional neural networks. The research methodology will be applied, explanatory and pre-experimental. In addition, the survey instrument was carried out as a data collection technique, which consisted of 20 statements with a Likert scale model, this being applied to 42 firefighters before going to the emergency. The research carried out consists of generating voice spectrogram images and training a convolutional neural network to classify them. This work compares the training and validation results of different sample sizes to determine the correct size. The training and validation results are compared with quantities defined for different values of the parameters used in generating the spectrogram, called amplification, to optimize the results.

Keywords: spectrogram, convolutional neural networks, neural network, recognition, deep neural network.

I INTRODUCCIÓN

El objetivo del Reconocimiento de Emociones del Habla (SER), también conocido como reconocimiento de emociones a través del habla, es lograr la capacidad de identificar con precisión las emociones entre los hablantes independientemente de sus características individuales. Actualmente, se han desarrollado varios conjuntos de datos para abordar este problema, como la base de datos EMOMATCHS SpanishDB, que involucra a personas que no son actores recitando una secuencia de frases con diferentes entonaciones para replicar diferentes emociones. Una vez capturadas las grabaciones de audio, se someten a un proceso de selección para determinar qué grabaciones son adecuadas para su uso como conjunto de entrenamiento en diversas técnicas de inteligencia artificial.

El proceso de selección implica una forma de crowdsourcing, mediante el cual los propios participantes revisan los clips de audio y votan la categoría emocional que creen que caracteriza mejor cada clip. Se requiere un promedio de cuatro etiquetados para validar un audio, dado que se parte del supuesto de que los usuarios carecen de expertos en la materia. Utilizando esta clase de conjunto de datos, una vez que los audios están preprocesados, se procede a obtener las características de los audios, tales como los Coeficientes Cepstrales en Frecuencia Mel (MFCC), el promedio, la dispersión típica, la curtosis y las derivadas primera y segunda de los MFCC, entre otros. Las redes neuronales aprovechan estas extracciones de características como información de entrada para realizar la identificación de emociones en la voz. Los sistemas neuronales, específicamente las redes neuronales convolucionales (CNN) y las redes neuronales recurrentes (RNN), son extensamente empleadas en la tarea de análisis de señales acústicas y detección de expresiones emocionales. Una vez que se han obtenido los atributos de los archivos de audio, estos pueden ser empleados como datos de entrada en las redes neuronales. Estas redes están diseñadas específicamente para identificar patrones y

características destacadas dentro de los datos de entrada y, posteriormente, categorizar las emociones correspondientes.

La investigación se estructura en nueve capítulos:

Capítulo 1: Incluye la exposición del problema, planteamiento del problema, definición de justificación, objetivos e hipótesis.

Capítulo 2: Describe los aspectos teóricos y conceptuales relacionados con la Oficina de Gestión de Proyectos, marcos de trabajo y bases teóricas.

Capítulo 3: Detalla los aspectos metodológicos de la investigación, abordando el procedimiento, análisis de datos y consideraciones éticas.

Capítulo 4: Presenta los resultados obtenidos durante la investigación.

Capítulo 5: Interpretación y análisis de los datos, estableciendo conexiones con investigaciones previas y planteando posibles explicaciones.

Capítulo 6: Comparar las conclusiones con las metas establecidas en el Capítulo 1, mostrando el logro de estas metas y la contribución del trabajo de investigación.

Capítulo 7: Presenta las recomendaciones surgidas durante la investigación.

Capítulo 8: Lista las referencias bibliográficas utilizadas según el formato APA7.

Capítulo 9: Incluye los anexos, como los formatos de las herramientas empleadas en la investigación.

1.1 Descripción y formulación del problema

1.1.1 Descripción del problema

Actualmente, resulta crucial prestar atención al autocuidado y manejo emocional, particularmente en entornos institucionales y entre profesionales que se enfrentan a situaciones de riesgo, emergencias y desastres, como es el caso del personal de bomberos. Sin embargo, para garantizar un enfoque efectivo en estas circunstancias, es fundamental una gestión apropiada de las emociones.

De acuerdo con el informe producido en el año 2019 por el Centro de Emergencia del Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, en el período del 2016 se registraron un total de 75781 urgencias atendidas en la zona de Lima y Callao, abarcando incidentes como accidentes y fuegos, entre otros. Actualmente, a septiembre, el número de emergencias que CGBVP realiza asciende a 38.950. De acuerdo con la Ley 1260, publicada en el diario oficial El Peruano en el año 2016, se detallan las responsabilidades asignadas a los efectivos del Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, las cuales incluyen la tarea de combatir, controlar y extinguir incendios, así como la labor de rescatar y proteger a personas en situación de riesgo debido a incendios u otros accidentes. Además, desempeñar un papel activo como primeros intervinientes para rescatar a individuos afectados por desastres naturales y causados por la actividad humana, ofreciendo atención en el lugar del incidente de forma médica o prehospitalaria. (Presidencia del Consejo de Ministros del Perú, 2016).

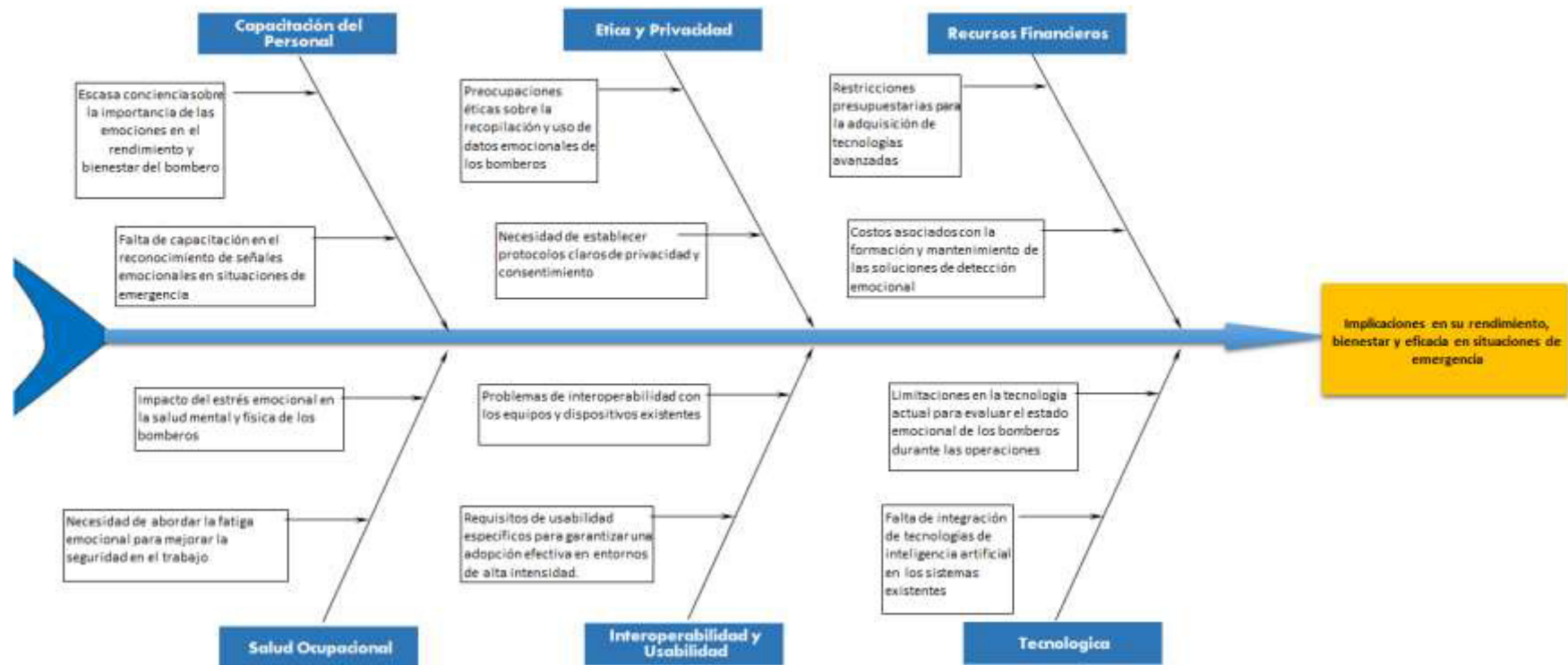
El papel de un bombero implica encuentros frecuentes con las expresiones emocionales de individuos que han experimentado un impacto psicológico. En consecuencia, esta exposición sostenida puede provocar agotamiento emocional, comúnmente conocido como fatiga por compasión. En este sentido, el efectivo responsable de la atención de la urgencia

suele ser más susceptible a preocupaciones y factores estresantes con altos niveles de nerviosismo.

El estudio y análisis de las emociones humanas en contextos diarios representa un área relevante de investigación en el campo de la inteligencia artificial. Facilita la identificación conjunta de la emoción y su respectivo individuo, superando de esta forma la típica interdependencia entre la emoción y la persona involucrada. Además, la detección de emociones tiene implicaciones en una variedad de campos, incluido el servicio al cliente, la publicidad, la educación, la atención médica y la robótica social. Dentro del campo de la medicina, la identificación de emociones puede resultar beneficiosa en la evaluación y terapia de desórdenes afectivos como la depresión y la ansiedad. Sin embargo, la identificación de las emociones humanas plantea un desafío debido a la diversidad de expresiones faciales, tonos vocales y entornos sociales. Por lo tanto, es esencial emplear técnicas avanzadas de inteligencia artificial para lograr resultados precisos y confiables. Este proyecto es importante porque contribuye al avance de la investigación en el campo de la detección de emociones y ofrece aplicaciones prácticas en varios dominios.

Figura 1

Diagrama de Ishikawa



1.1.2 Formulación de problema

1.1.2.1 Problema general

¿Cómo implementar un algoritmo de reconocimiento de emociones eficiente a partir del análisis de la voz, con el objetivo de mejorar el desempeño de los bomberos Comas N°124 en Lima durante el 2023?

1.1.2.2 Problema específico

P1. ¿Cómo desarrollar un sistema de reconocimiento de emociones basado en redes neuronales que sea capaz de clasificar siete (7) emociones a partir de características espectrales de señales de voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?

P2. ¿Cómo validar el rendimiento del algoritmo de reconocimiento de emociones utilizando medidas de rendimiento para aprendizaje supervisado para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?

P3. ¿Cómo desarrollar un algoritmo de reconocimiento de emociones a partir del análisis de señales de voz utilizando técnicas de aprendizaje profundo para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?

1.2 Antecedentes

1.2.1 A Nivel internacional

En el contexto internacional donde expone Las Emociones en Señales de Voz: Reconocimiento con Redes Neuronales Profundas. indica que en los últimos años se han llevado a cabo trabajos de investigación sobre diversas tareas con la ayuda de tecnologías neuronales. Su investigación continúa en esta línea, su potencial en la actividad de detección

de emociones mediante la voz (SER). Este trabajo evalúa el impacto en funciones en pérdida y aumento de datos: se evalúan diferentes actividades de la función Softmax y su resultado en la precisión de la clasificación, y se investigan dos métodos de aumento de datos, uno de ellos relacionada con la aplicación del sistema en situaciones de conducción. (Hernández, 2021)

En su tesis de grado se aborda la problemática de la soledad como un desafío social que impacta a un considerable número de individuos a nivel mundial, generando efectos perjudiciales en su salud mental y física. En este estudio, se plantea una solución basada en el empleo de técnicas de procesamiento del lenguaje natural y aprendizaje automático para identificar los sentimientos expresados en la voz de personas vulnerables a la soledad. El objetivo es proporcionar un respaldo emocional personalizado y eficiente. Además, se examinan diversos aspectos técnicos y de diseño considerados en el desarrollo de la aplicación, así como los desafíos y limitaciones enfrentados durante el proceso. La finalidad de este trabajo es contribuir a la lucha contra la soledad y fomentar el bienestar emocional en aquellas personas susceptibles a este problema. Se espera que la aplicación propuesta pueda ser un recurso valioso para mejorar la calidad de vida de este grupo de individuos. (Navarro, 2022).

Mientras en su Trabajo de Investigación “Reconocimiento de emociones y su posterior detección mediante el uso de una cámara”, Este proceso implica, tal y como se expresa en el título, la identificación de las emociones de los individuos mediante la utilización de deep learning y redes neuronales convolucionales (CNN). Además, empleando el lenguaje de programación de alto nivel Python y utilizando la cámara de la computadora, se reconoce el rostro del individuo. Posteriormente, estos datos de reconocimiento facial se introducen en el modelo antes mencionado para determinar su estado emocional. (Novelda, 2024).

De la misma manera en su trabajo de investigación el enfoque se dedica al desarrollo de un sistema de detección de emociones mediante análisis vocal, implementando estrategias

de aprendizaje profundo utilizando la inteligencia computacional, específicamente en el aprendizaje con supervisión mediante modelos neuronales artificiales, que puede aprovecharse para la predicción de sentimientos. La exigencia de un modelo de esta forma nace de su posible aplicación psicológica con el fin de identificar manifestaciones de depresión. Para lograr los objetivos predefinidos, se implementará un enfoque metodológico de cascada. (Guerrón, 2023).

Por último, según el estudio llevado a cabo se describe minuciosamente el método de obtención de un conjunto de datos destinado al examen de los estados emocionales de individuos implicados en la realización de determinadas actividades. Las señales electroencefalográficas (EEG) de 12 participantes fueron registradas durante la realización de una sesión individual por cada sujeto. La sesión inicial duró 2 minutos en estado de relajación, seguida de una sesión de actividad comercial de 20 minutos para la evaluación de las respuestas emocionales. La recopilación de los datos de los participantes se llevó a cabo utilizando un casco Ultravortex (OPEN BCI) equipado con 8 sensores para la captura de diversas señales EEG registradas en diferentes ubicaciones alrededor del cráneo. Los participantes evaluaron su percepción sobre sus estados emocionales en relación a los niveles de valencia y excitación en un espacio bidimensional definido por dichas variables. Se registraron imágenes en video de la cara anterior, tanto en el contexto de descanso como durante las operaciones de negociación. Además, se presenta un análisis en profundidad de los datos registrados de los participantes, con el objetivo de explorar la correlación entre las señales de EEG y los niveles de valencia y excitación informados por cada participante. El conjunto de datos se probó utilizando métodos de aprendizaje automático para la detección de emociones en el espacio de excitación de valencia. En este informe se describen los procedimientos utilizados junto con los hallazgos obtenidos en relación a la categorización de las emociones de los sujetos participantes. El conjunto de datos está disponible públicamente y se anima a los investigadores

a utilizarlo para validar sus propios métodos de estimación del estado emocional. (Hernández, 2021).

1.2.2 A nivel nacional

En el contexto nacional en su proyecto de investigación, donde aborda el tema del estrés estudiantil universitario basado en Redes Neuronales profundas durante la pandemia de covid-19 en 2021, el autor indica que el propósito principal de su estudio es emplear Redes Neuronales profundas para identificar el nivel de estrés en estudiantes universitarios en Perú durante la pandemia de covid-19. Esto se logra mediante el uso de técnicas e instrumentos, aplicando la metodología ASUM-DM, métodos interpretativos, algoritmos de aprendizaje, arquitecturas de Redes Neuronales y análisis exploratorio de datos. El objetivo final es generar nueva información y automatizar el proceso de evaluación del estrés estudiantil universitario en este contexto específico. (De la Cruz, 2022).

En su trabajo de grado donde expone la evaluación de trastornos mentales de ansiedad y depresión a través de chatbots se centra en la implementación, análisis y elección de diversos modelos de Redes Neuronales recurrentes (RNN) y convolucionales (CNN) destinados a la identificación de emociones en texto y expresiones faciales. Estos modelos pueden ser incorporados como módulos adicionales en agentes conversacionales de tiempo real, como chatbots o robots sociales. Estos módulos de detección posibilitan que los agentes conversacionales comprendan los estados emocionales de las personas durante la interacción, permitiéndoles responder de manera empática a estas emociones. (Chien y Medina, 2020).

Al respecto, en su tesis de grado, donde aborda el tema del estrés traumático secundario y la ansiedad en bomberos de Lima, se centra en la interacción relacionada con el estrés traumático secundario (ETS) y la ansiedad en dicho grupo. Además, establece conexiones entre

los diversos sub categorías del ETS (invasión, evitación, y activación) y las pequeñas dimensiones correspondientes. Se seleccionó un estudio de evaluación y la elección de participantes se llevó a cabo de manera conveniente, incluyendo la participación de 11 unidades distintas que en total son 128 efectivos afiliadas a una Comandancia Departamental de Lima. La edad de los participantes variaba entre 18 y 57 años, con períodos de servicio como bomberos que abarcaban desde 1 hasta 34 años. En el desarrollo de la investigación, se emplearon el Test de Ansiedad de Zung y la Escala de Estrés Traumático Secundario (EETS) como instrumentos de medición. En la interpretación de los datos reveló una relación clara y relevante entre la EETS y la ansiedad. Además, se identificaron relaciones muy marcadas asociadas con las sub divisiones de evitación, intrusión y activación de la EETS, así como con el subdimensión de manifestaciones emocionales de la ansiedad. Así mismo se hallaron correlaciones relevantes entre los subcomponentes de invasión, evasión, activación de la EETS y la subcategoría de síntomas físicos de la ansiedad. (Vicuña, 2023).

En el estudio titulado “Solución tecnológica para la identificación y seguimiento de la ansiedad en estudiantes universitarios mediante herramientas de detección de emociones” la importancia de acortar el tiempo de respuesta ante las crisis ansiosas que viven los estudiantes universitarios y brindar apoyo inmediato durante dichos eventos. La solución para un monitoreo e identificación efectivos de la ansiedad consta principalmente de los siguientes componentes: 1) Un dispositivo portátil que recopila los datos corporales del usuario, 2) Una aplicación que analiza los datos del dispositivo portátil para evaluar los niveles de ansiedad del usuario y transmite los datos a un repositorio en la nube, 3) Una plataforma web que detecta la información recibida de la aplicación y envía un mensaje de alerta al especialista responsable del seguimiento del paciente. La solución fue validada por psicólogos que trabajan en Lima, Perú." O "La solución fue validada por psicólogos empleados en Lima, Perú. El proyecto tiene

como objetivo mejorar la calidad de vida de las personas que experimentan desafíos relacionados con la ansiedad. (Balbuena, 2022).

Finalmente en su proyecto académico que se enfoca en el estrés estudiantil universitario basado en Redes Neuronales profundas durante la pandemia de Covid-19 en 2021, el autor señala que el objetivo primordial de la investigación es aplicar Redes Neuronales profundas para identificar el nivel de estrés en estudiantes universitarios en Perú en la epidemia de Covid-19. Este propósito se logra mediante la utilización de diversas técnicas e instrumentos, haciendo uso de la metodología ASUM-DM, métodos interpretativos, algoritmos de aprendizaje, la arquitectura de Redes Neuronales y el análisis exploratorio de datos. El fin último es generar nueva información y automatizar el proceso de evaluación del estrés estudiantil universitario en este contexto específico. (De la Cruz, 2022).

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Analizar y proponer un algoritmo de reconocimiento de emociones a partir del análisis de la voz, con la finalidad de mejorar el desempeño de los bomberos de CGBVP N°124, lima – 2023.

1.3.2 Objetivo Específico

OE1: Proponer un método de identificación utilizando redes neuronales que sea capaz de clasificar siete (7) sentimientos basados en atributos de señales de voz. El sistema empleará los datos espectrales de las señales de voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

OE2: Validar el rendimiento del algoritmo de reconocimiento de emociones, usando medidas de rendimiento para aprendizaje supervisado para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

OE3: Proponer un algoritmo de reconocimiento de emociones vía voz y que utilice técnicas de aprendizaje profundo para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

1.4 Justificación

1.4.1 Justificación teórica

En la actualidad las Redes Neuronales están ayudando a dar un diagnóstico preliminar las enfermedades mentales, con esta ayuda se va tomar decisiones precisas en la detección y tratamiento para determinar qué tipo de terapia se usará en cada persona.

1.4.2 Justificación metodológica

Las Redes Neuronales profundas para poder tener una identificación de emociones en señales de voz, también conocidas como SER (Speech Emotion Recognition). Se propone un enfoque híbrido mediante la incorporación de la arquitectura de AlexNet, junto con una secuencia de capas de convolución, seguidas por una capa superior de memorias temporales. Este enfoque tiene como objetivo identificar las emociones presentes en las señales de audio.

El trabajo de investigación permitirá comprobar el modelo óptimo para detectar síntomas tempranos de sus emociones y de esta manera asegurar un correcto tratamiento y bienestar de los bomberos.

1.4.3 Justificación practica

Al culminar el proyecto la Compañía de Bomberos Comas 124 contara con un cambio en su procedimiento para atender las emergencias. Este trabajo ayudara a medir el profesionalismo de los bomberos dependiendo de su estado de ánimo.

1.5 Hipótesis

1.5.1 Hipótesis generales

Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de la voz puede mejorar el desempeño de los bomberos de la Compañía General de Bomberos Voluntarios del Perú N°124 en Lima durante el 2023.

1.5.2 Hipótesis especifica

H1: Un sistema de reconocimiento de emociones basado en redes neuronales que utilice características espectrales de señales de voz puede clasificar con precisión las siete (7) emociones de interés para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

H2: El algoritmo de reconocimiento de emociones desarrollado puede ser validado con precisión utilizando métricas de rendimiento para aprendizaje supervisado para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

H3: Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de señales de voz utilizando técnicas de aprendizaje profundo puede clasificar con precisión las principales emociones humanas para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023.

II MARCO TEÓRICO

2.1 Bases teóricas sobre el tema de investigación

2.1.1 *Variable independiente (Utilización de las redes neuronales)*

La efectividad de las redes neuronales artificiales difiere de la lógica de programación convencional observada en sistemas expertos, donde se especifican de manera explícita las condiciones de entrada ("input") y los resultados esperados ("output") basados en una base de conocimientos y reglas predefinidas. Estas redes neuronales aprenden de forma autónoma a través de experiencias, ya sea mediante aprendizaje supervisado o por refuerzo, y tienen la capacidad de identificar patrones complejos en datos que varían en múltiples dimensiones. Su rendimiento rivaliza o supera al humano en tareas que anteriormente eran consideradas difíciles de abordar computacionalmente. Han transformado disciplinas como la visión por computadora y el procesamiento del lenguaje natural, y en la actualidad se aplican en áreas como el reconocimiento de objetos, el diagnóstico médico, la conducción autónoma, la identificación de fraudes y la evaluación de patrones y adquisiciones. (Romero, 2022).

Así mismo, IBM (2022) Señalo que las Redes Neuronales son flexibles, también conocidas como Redes Neuronales Artificiales (ANN) o Redes Neuronales simuladas (SNN), son un subconjunto del aprendizaje automático y forman la columna vertebral de los algoritmos de aprendizaje profundo. Su denominación y diseño se basan en el cerebro humano, reproduciendo la manera en que las neuronas biológicas transmiten señales entre sí. Una red neuronal artificial (RNA) se compone de una serie de nodos, la cual incluye una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida. y posee pesos y umbrales. Cuando el resultado de un único nodo supera el umbral especificado, ese nodo se activa y envía datos a la siguiente capa de la red. De lo contrario, los datos no se transferirán a la siguiente capa de la red.

Para Amazon (2023) manifestó que las Redes Neuronales utiliza un modelo eficaz que enseña a las computadoras a procesar datos de maneras inspiradas en la forma en que lo hace el cerebro humano. Este es un tipo de proceso de aprendizaje automático llamado aprendizaje profundo que utiliza nodos o neuronas interconectadas en una estructura en capas similar al cerebro humano. Crear sistemas adaptativos que permitan a las computadoras aprender de los errores y mejorar continuamente. De esta forma, las Redes Neuronales artificiales intentan resolver con mayor precisión problemas complejos como el resumen de documentos o el reconocimiento facial.

2.1.2 Variable dependiente (Identificación de emociones mediante la voz)

Se indica que la detección de emociones en la voz (REV) consiste en un sistema que identifica las emociones expresadas por un locutor humano. Este proceso facilita la detección del impulso emocional generado por un estímulo temporal, conocido como la interacción emocional persona-computadora, en contraste con el estado emocional, ya que la voz emotiva tiende a tener una duración breve, generalmente unos pocos minutos. Los diferentes estados emocionales de un hablante causan variaciones fisiológicas en las cuerdas vocales, reflejadas en cambios de características. Existen dos categorías de técnicas para analizar la señal de voz: Transformadas Tiempo-Frecuencia y Análisis Paramétrico, que permiten identificar el contenido espectral en el tiempo y la frecuencia, siendo efectivas para señales no estacionarias como la voz. (Hernández, 2020).

Así mismo se indica que la evaluación de la intensidad vocal mediante un sistema informático abarca diversas disciplinas que están experimentando un crecimiento constante en áreas de trabajo y líneas de investigación. Ejemplos de ello incluyen el reconocimiento automático del habla y su transcripción, entre otras. En todos estos contextos, se emplea la

señal acústica emitida por la voz del hablante, la cual es analizada para extraer características específicas que varían según el enfoque adoptado. (Navarro, 2022).

Por último, se presenta un enfoque de un modelo de Deep Learning centrado en la emoción y la intensidad emocional. Este modelo utiliza una estructura jerárquica para reconocer emociones tanto en audio como en texto, de manera individual y simultánea. La metodología emplea modelos de capas ocultas de Markov, modelos gaussianos mezclados y Deep Learning. En particular, en el ámbito del Deep Learning, se ha comprobado que la utilización de Bidireccional Long Short-Term Memory (BiLSTM) constituye la estrategia más efectiva para extraer características del habla, logrando así resultados superiores en el reconocimiento de emociones.

2.2 Definición de Términos

2.2.1 *Redes neuronales*

Las Redes Neuronales Artificiales forman parte de la Inteligencia Artificial se sostienen la idea de que las redes son entrenadas mediante las entradas derivadas de escenarios internos o externos en el sistema, y estas entradas se multiplican por pesos que son asignados de manera aleatoria. En este mismo sentido, (Cellejas-Rocha et al., 2019) afirman que las Redes Neuronales Artificiales son una familia de técnicas de procesamiento de información inspirado por la forma de procesar información del sistema nervioso biológico porque se inspira en el sistema nervioso de un ser vivo, tratando de emular el comportamiento del cerebro.

2.2.1.1 Redes neuronales profundas.

Una red neuronal artificial constituye un sistema de información que intenta identificar patrones y la relación inherente en grupos de datos por medio de un procedimiento de

aprendizaje modelado según las funciones del cerebro humano y empleando una variedad de algoritmos de entrenamiento.

La convención de las Redes Neuronales artificiales profundas es que la cantidad de capas ocultas debe ser igual o superior a 2. Las Redes Neuronales con una capa de ocultamiento se consideran superficiales, aunque esto es cierto. A pesar de que este tipo de red tiene la capacidad de acercarse a una función con un margen de error extremadamente reducido porque solo utiliza un nivel de abstracción, todavía existen muchas dificultades en el entrenamiento: para lograr una mayor precisión, se debe aumentar el número de neuronas en la capa oculta.

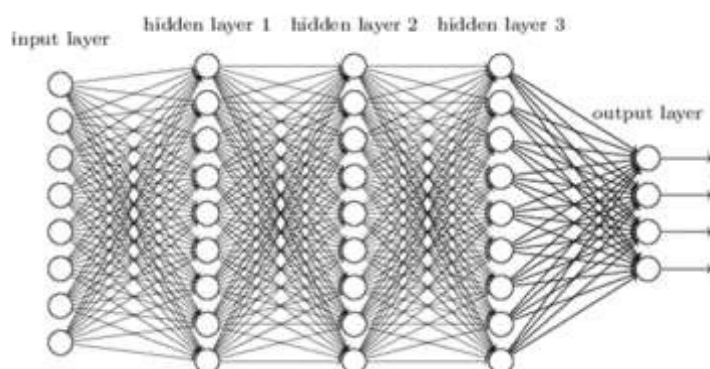
El tránsito de arquitecturas de redes neuronales superficiales (shallow) a profundas (deep) enfrenta un problema inherente denominado atenuación del gradiente. Esta problemática surge porque, en cada iteración del proceso de entrenamiento, cada peso de las conexiones en la red realiza un cálculo que está relacionado con la tasa de cambio parcial. El inconveniente se manifiesta cuando, debido a cuando se aplica la función de respuesta, el gradiente de conclusión es tan diminuto que dificulta la modificación de los pesos de las conexiones, llegando incluso a detener por completo el entrenamiento de la red neuronal. Una estrategia para mitigar estos efectos implica desarrollar nuevas funciones de activación con derivadas que posibiliten valores más amplios, aunque se debe tener precaución para evitar el posible efecto contrario conocido como explosión del gradiente.

La problemática de la explosión del gradiente es tratada mediante métodos adicionales que se extienden más allá de lo abordado en esta sección, tales como el ajuste de gradientes o la aplicación de métodos de ajuste de los pesos de las conexiones con regularización, como L1 o L2. Es importante indicar que existen varios optimizadores diseñados para agilizar el proceso de convergencia de este algoritmo. Se puede lograr considerando el instante del descenso del gradiente. (Qian, 1999), La ineficacia derivada de las potenciales superficies alargadas que el

gradiente puede exhibir (RMSprop) o una mezcla de ambas. (Kingma, 2017) entre otras propuestas avanzadas en la actualidad.

Figura 2

Representación de una Red Neural Profunda



Nota: Capas de la red neuronal

2.2.1.2 Redes neuronales convolucionales

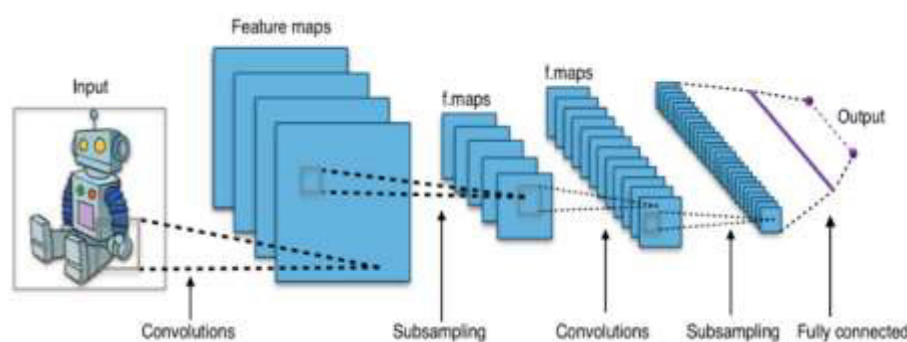
Las redes convolucionales (CNN) comenzaron con el trabajo de (Fukushima, 1980). Sin embargo, no fue hasta 1989, que este tipo de red neuronal se entrenó por primera vez, aplicando el método de descenso de gradiente para abordar un desafío de categorización de imágenes. A partir de este instante comienzan a aparecer nuevas estructuras fundamentadas en el mismo concepto, lideradas por LeNet-5 que es una de las direcciones de investigación en las profundidades más activas en la actualidad. (LeCun-Boser et al., 1989)

La estructura fundamental de este género de redes está conformada por las capas de convolución, las cuales se particionan en segmentos y se componen de neuronas. Estos segmentos, a su vez, confieren profundidad a la capa. Cada uno de ellos tiene la responsabilidad de identificar una característica específica, de manera que una capa de convolución corresponde a un conjunto de atributos, uno por segmento, junto con sus ubicaciones

correspondientes en el espacio de datos de entrada. Esta organización facilita el examen de patrones neuronales de baja complejidad en las capas iniciales, evolucionando hacia una representación más detallada en las capas más internas. Por esta razón, a menudo se les denomina filtros o mapas de respuesta. Estas redes son herramientas potentes para resolver desafíos de clasificación con entradas de alta dimensionalidad, por ejemplo, imágenes, dado que todas las neuronas que ocupan la misma zona de la entrada, con sus respectivos filtros a distintos.

Figura 3

Representación de una red convolucionales



Nota: El reconocimiento de imágenes y las tareas de visión artificial

2.2.1.3 Topología de red natural

La configuración o arquitectura de la red neuronal, conocida como topología, juega un rol fundamental en el aprendizaje y funcionamiento de estas redes. La importancia radica en cómo se establecen las conexiones entre las neuronas. Un patrón habitual de topología en el aprendizaje sin supervisión son los mapas autoorganizados, los cuales asignan directamente las entradas a un grupo de clasificación o elementos.

Así mismo, se menciona que las redes de avance, también conocidas como feedforward, constan de tres capas que están interconectadas. Todas las entradas de la red están vinculadas a las capas intermedias, y las salidas de estas neuronas intermedias se conectan a las neuronas de la capa de final. Estas estructuras son conocidos debido a su capacidad teórica para aproximar funciones universales, como las funciones sigmoides y lineales gaussianas. En la práctica, las Redes Neuronales con múltiples capas a menudo se entrenan empleando modelos de compensación y redes generativas profunda, ya que esto simplifica el proceso de aprendizaje. Miikkulainen (2017).

2.2.1.4 Reconocimiento de emociones - aprendizaje profundo

La detección de emociones en el habla constituye un elemento significativo para la Interacción Humano-Computadora (HCI) señala que tales sistemas mejoran la interacción orgánica con los dispositivos a través de la comunicación oral inmediata, permitiendo la comprensión del contenido verbal y mejorando la capacidad de respuesta de las personas. Entre las aplicaciones se incluyen sistemas de diálogo multilingües, como en servicios de atención telefónica, sistemas de conducción automatizada, y la utilización de modelos emocionales en el habla en contextos médicos. A pesar de estos avances, persisten desafíos en los sistemas de Interfaz Persona-Computadora (HCI) que requieren tener en cuenta de manera efectiva. Por ende, es crucial dedicar esfuerzos para resolver estos problemas y mejorar la capacidad de las máquinas para reconocer emociones de manera más efectiva (Begazo et al., s. f.).

La evaluación del estado emocional de las personas es una labor única que puede emplearse como referencia para cualquier modelo de detección de emociones. entre los muchos modelos utilizados para la clasificación de sentimientos, los métodos de sentimiento discretos se consideran fundamentales. El primer enfoque emplea diversas emociones, como sorpresa, miedo, alegría, felicidad, ira, aburrimiento, asco, neutralidad y tristeza. En contraste, hay

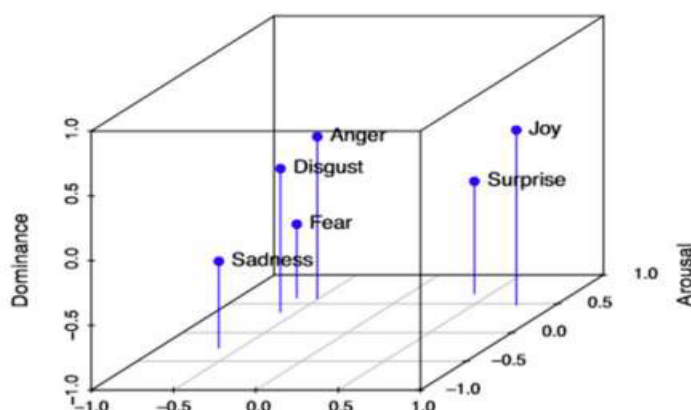
modelos que se basan en un ambiente tridimensional continuo, con parámetros como valencia, excitación, y potencia. (Khalil et al., s. f.)

2.2.1.5 Sistemas de reconocimiento de emociones en el habla (SER)

Actualmente, los sistemas de reconocimiento de emociones del habla difieren mucho en términos de indicadores de emociones y métodos utilizados. Una forma de analizar las emociones es el enfoque dimensional. En las emociones dimensionales, los estados emocionales son vectores en el espacio continuo. Algunos investigadores han utilizado un espacio bidimensional formado por valencia (positiva, negativa) y excitación (excitada, apática). Se acostumbra a añadir una tercera dimensión, la dominancia (agresión, pasividad). Las emociones se pueden mapear en este espacio emocional y los problemas se pueden resolver mediante una regresión multiobjetivo. Las bases de datos de reconocimiento de emociones como IEMOCAP suelen incluir valores de valencia, excitación y dominancia para cada muestra de habla.

Figura 4

Modelo de la emoción Valence-Arousal-Dominance (VAD)



Nota: Dimensiones del SER

2.2.1.6 Técnicas tradicionales para el SER

Conforme a las afirmaciones los sistemas de detección de emociones que utilizan voz digitalizada están compuestos por tres componentes fundamentales, manipulación de señales, identificación de atributos y categorización. La fase de preprocesamiento acústico, que abarca acciones como la supresión de sonido no deseado y, se lleva a cabo con el objetivo de identificar las unidades significativas de la señal. (Morán et al., 2018)

La extracción de características se utiliza con el propósito de identificar las características relevantes presentes en la señal. Además, el clasificador asigna las características obtenidas en forma de vectores a los sentimientos correspondientes. La Figura 7 ilustra un sistema elemental para identificar emociones a través de la voz.

Figura 5

Método de detección de sentimientos



Nota En la primera etapa del procesamiento de la señal, se realiza una mejora del habla para eliminar los componentes de ruido. La segunda fase consiste en la extracción y selección de características. Extraiga los atributos necesarios de la señal del habla analizada y realice la elección en función de los elementos identificados. La obtención y elección de aspectos se fundamenta en el estudio de señales de voz a nivel temporal y espectral. En la tercera etapa, la clasificación de características se realiza utilizando diferentes clasificadores, como el algoritmo GMM de mezcla gaussiana y el modelo oculto de Markov HMM. Finalmente, mediante la clasificación de características, se logra el reconocimiento de diversas emociones.

2.2.1.7 Extracción, preprocesamiento y selección de características en SER

Los datos reunidos para la identificación de emociones frecuentemente sufren alteraciones podría ser "debido a interferencias durante el proceso de adquisición. A causa de estas limitaciones, el procesamiento y categorización de características experimentan una disminución en la precisión". Por ende, mejorar la entrada de datos se revela como una etapa decisiva en los sistemas para identificación y percepción emocional. En este proceso de preparación previa se conserva la identificación emocional mientras se excluye la variabilidad asociada al orador y la grabación. (Moreyra-Ruiz y Olivas-Ugarte, 2023).

Después de la mejora, la señal de voz se caracteriza por unidades significativas denominadas segmentos. Se extraen y clasifican las características relevantes en diversas categorías a partir de los datos recolectados. Un enfoque de determinación implica la categorización en poco tiempo mediante atributos de corta duración, como la energía, los patrones tonales y los formantes. Mientras que, la media y la desviación estándar son esenciales para la clasificación a largo plazo. Dentro de los atributos prosódicos, se incluyen la fuerza, la entonación, la rapidez del habla y la variabilidad suelen ser cruciales para identificar diversas emociones a partir de las señales de habla de entrada. En la tabla se detallan algunas características basadas en la percepción acústica del habla. (Morán et al., 2018),

Tabla 1*Emociones en función a las variaciones acústicas*

Emoción	Tono	Intensidad	Velocidad de Habla	Calidad de voz
Ira	agudo	mucho más alto	rápido	agitado
Aburrimiento	moderado a grave	moderado a bajo	moderado lenta	resonante
Ansiedad	normal a moderadamente agudo	normal	moderadamente rápida	Agitado
Felicidad	agudo	alto	rápido	agitado
Tristeza	grave	suave	lenta	bajo
Disgusto	grave	normal	más bajo	agitado
Neutral	normal	normal	normal	normal

Nota: Dimensiones de las emociones del SER

2.2.1.8 Dimensión de acústica en SER

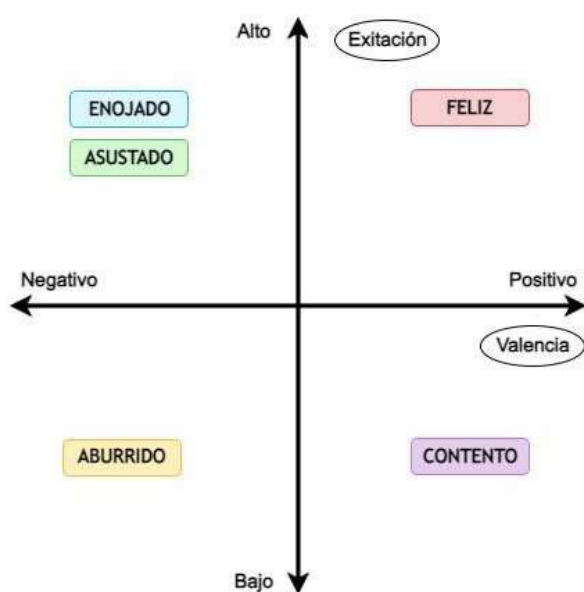
La información acerca de las emociones está codificada en todos los aspectos del lenguaje y sus variaciones. La relación entre los parámetros vocales y el reconocimiento de las emociones constituye uno de los temas más estudiados en este campo. Con frecuencia, se analizan aspectos como la intensidad, el tono y la velocidad al hablar, así como la calidad del habla. Además, se contempla una perspectiva directa de las emociones, donde estas existen como categorías discretas. Estas emociones discretas muestran relaciones bastante claras con los parámetros acústicos; por ejemplo, la intensidad y el tono están correlacionados con la activación, de manera que el valor de la intensidad aumenta con el tono alto y disminuye con el tono bajo. Diversos factores, como la actuación del hablante, las variaciones individuales

significativas y la personalidad del sujeto y el estado de ánimo, influyen en las variables sonoras a la expresión emocional (Soriano, 2016).

En el ámbito de la Interacción Humano-Computadora (HCI), las emociones suelen manifestarse de manera espontánea y no discreta, lo que dificulta distinguir claramente sus expresiones, que tienden a ser débiles y mezcladas. En la literatura, las declaraciones emocionales se clasifican comúnmente como positivas o negativas según las emociones expresadas por el individuo. Sin embargo, algunos estudios indican que las emociones actuadas, influenciadas por el oyente, pueden ser más intensas y precisas que las emociones naturales, sugiriendo que los actores pueden exagerar la expresión emocional. En este contexto, las emociones fundamentales pueden describirse en términos de regiones en el área delimitada por los ejes de estimulación y valencia, como se ilustra en la figura siguiente. La excitación refleja la intensidad de la emoción, mientras que la valencia representa el componente de positividad y negatividad en las emociones. (Kingma, 2017).

Figura 6

Espacio emocional y sus dimensiones



Nota: Escala de reconocimiento de emociones

2.2.1.9 Clasificación de características en SER

La justificación de la selección de un clasificador específico para una determinada tarea del habla suele quedar fuera de las investigaciones que proponen un sistema SER. Por lo tanto, los clasificadores se eligen basándose en una pauta o en una evaluación empírica de determinadas variables.

Por otro lado, hay dos categorías de clasificadores de reconocimiento de patrones que se utilizan en SER: clasificadores lineales y clasificadores no lineales. Cuando varios elementos se disponen linealmente, los clasificadores lineales utilizan los atributos de los objetos para lograr la clasificación. La forma principal en que se evalúan estas cosas es como una matriz conocida como vector de características. Por otro lado, al crear una combinación ponderada no lineal de estos objetos, se utilizan clasificadores no lineales para la descripción de objetos.

2.2.1.10 Enfoque en la creación de la red neuronal

El uso de una red neuronal artificial involucra varias fases o etapas, que engloban los siguientes pasos para la validación y desarrollo de su estructura:

- Concepto de la red neuronal. - Se procede a establecer la cantidad de neuronas presentes en las capas ocultas, entrada y salida, junto con la especificación de las múltiples funciones de respuesta que serán empleadas en las unidades de la capa interna y de la capa final.
- Adiestramiento de la red neuronas artificiales - Durante esta fase se establece la modalidad de instrucción que se implementará, ya sea supervisada o no supervisada, además de definir los algoritmos utilizados para el entrenamiento.

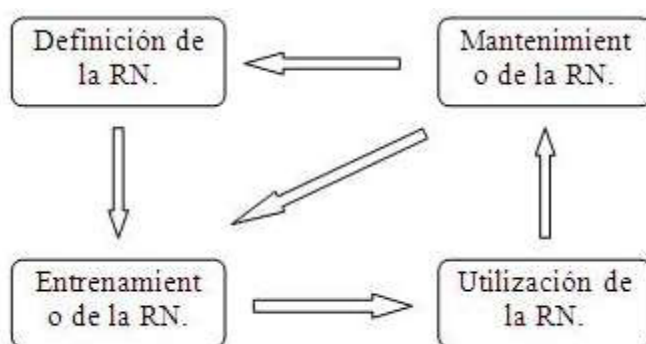
- Implementación de la red neuronal. - La etapa de implementación se refiere a la implementación exitosa de la estructura de la red, comenzando cuando se introduce un ingreso en la red y finalizando al producir un egreso conforme al ingreso recibido.
- Optimización de la estabilidad de la red neuronal. En cuanto a la conservación, puede que la mayor parte de las redes están entrenadas para abordar inconvenientes dinámicos, por lo que la validación continua es necesaria y esencial para garantizar una utilización óptima. Con el paso del tiempo, es probable que aparezcan nuevos grupos con información real que aún no han sido identificados por la red, lo que requerirá la adquisición de nuevos conocimientos o, en determinados contextos, la formulación de una nueva conceptualización.

En la Figura 7 se presentan las etapas del crecimiento de una red neuronal, abordando el ciclo de vida de este tipo de estructura.

Una red neuronal se caracteriza por dos fases distintas en su funcionamiento: la etapa de entrenamiento, donde se ajustan los pesos y parámetros de la red, y la etapa de inferencia, donde se aplica la estructura de la red para realizar tareas específicas.

Figura 7

Fase de desarrollo de una Red Neuronal



Nota: Redes Neuronales Artificiales, Procesos de Desarrollo y Casos de Uso

Concepto de la red neuronal

Esta etapa abarca la selección de un prototipo de red y la identificación de un grupo de variables significativas para solucionar el problema en mención. El concepto de red neuronal se define alternativamente como una elección de modelo neuronal, lo que requiere la consideración siguiente:

- Determinación del alcance de la red así como su dimensión.
- Tipo de dilema a abordar. Como resultado de la red se puede interpretar de varias maneras, como clasificación y la optimización.
- Tipo de agrupamiento. Se clasifica en dos categorías: Auto colaborativa (aprendizaje supervisado) y la memoria auto asociativa (aprendizaje no supervisado).

La transferencia podría asumir diversas formas y metodologías, desde simples hasta complejas. La función de activación también es llamada umbral. Estas funciones definen los valores calculados dentro de las neuronas y los transmiten hacia el exterior. Hay varios tipos de funciones empleadas en la transferencia de señales entre neuronas en las capas oculta y de salida, como se ilustra en la Figura. N° 7.

Para habilitar o deshabilitar la respuesta de la red, es necesario identificar los activadores neuronales en las capas oculta y de respuesta, así como estipular los algoritmos de adiestramiento de retro expansión.

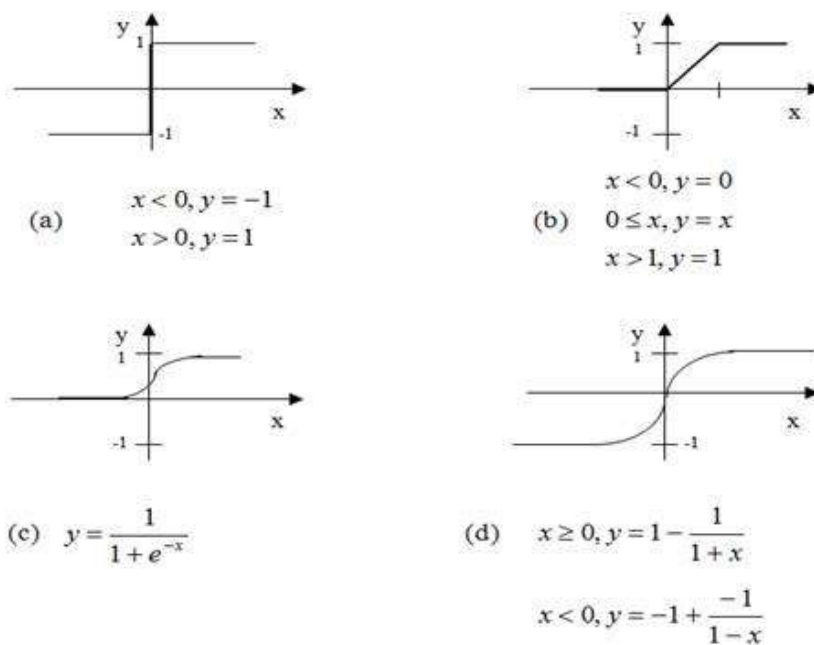
Las redes neuronales multicapa presentan un conjunto de limitaciones que deben tenerse en cuenta al determinar la estructura de red óptima. Entre otros factores, observamos la

incapacidad de establecer conexiones con capas precedentes y entre neuronas dentro de una única capa, como tener una capa de salida como de entrada.

Otra cuestión que surge es escoger la cantidad de capas escondidas en la red neuronal y la cantidad de nodos por capa. En este contexto, un exceso de nodo puede añadir sonido, sin embargo, conlleva a una mayor resistencia a fallos.

Figura 8

Funciones escalón(a), rampa(b), funciones sigmoides (c y d)



En cuanto a la cantidad de neuronas en cada segmento o capa, cabe señalar que no tienen reglas definitivas para su identificación. La cantidad de neuronas que se encuentran escondidas juega un papel importante a la hora de determinar la efectividad del aprendizaje y la generalización en la red. Si el número de neuronas ocultas es limitado, es posible que la red neuronal capture de forma inadecuada las características del problema, lo que provocará que no llegue a los límites especificados durante la fase de entrenamiento. Sin embargo, un número excesivo de neuronas escondidas, si bien no conduce necesariamente a resultados incorrectos,

crea procedimientos de entrenamiento prolongados y disminuye la capacidad de generalización de la red a causa de inconvenientes de sobreajuste. Lo siguiente implica la asignación aleatoria de la muestra en dos grupos:

- El primero utiliza un ejemplo estándar como referencia para adiestrar la red.
- El segundo procedimiento se utiliza para evaluar la eficacia del mismo.

La correcta elección del muestreo constituye alguno de los factores clave que confirman el nivel de eficacia de la red. Con el fin de lograr este objetivo, se procede con la selección de un subconjunto de variables que influyen en los patrones de aprendizaje. Este proceso puede seguir un enfoque aleatorio o secuencial, dejando las variables faltantes para que pueda ser validado de la red neuronal. Este procedimiento se repite utilizando una variedad de submuestras de entrenamiento.

i) Sumatoria de los productos de las variables por sus pesos.

$$A_j = \sum x_i w_j$$

ii) Pasando luego el valor por la función de activación (transferencia) de la neurona, resultando el valor de salida por:

$$y_j = f(A_j)$$

Entrenamiento de la red neuronal

La fase de formación implica inicialmente la identificación de uno de los tipos reconocidos de métodos de formación, lo que se logra mediante un algoritmo de aprendizaje.

El proceso de aprendizaje implica la modificación de los pesos sinápticos a lo largo de las interconexiones de las capas neuronales. La red tiene la capacidad de adaptarse en función de la necesidad de absorber la información que se le presenta previamente.

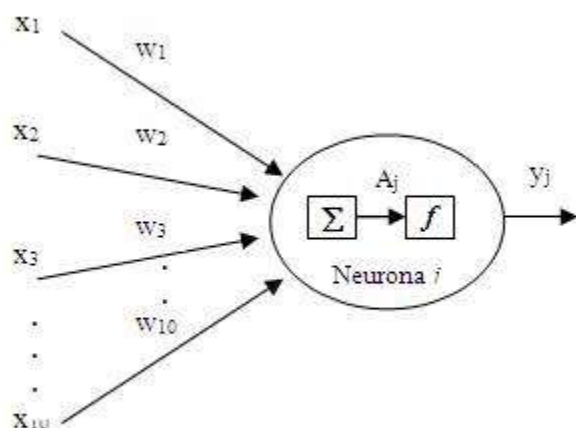
Procesamiento de aprendizaje

Las neuronas de la capa de entrada no participan en ningún procesamiento. En la capa oculta, cada neurona recibe señales transmitidas desde la capa de entrada (patrón de entrada) y realiza las operaciones siguientes:

La Figura 8 ilustra el procesamiento realizado por una neurona, que recibe el valor de la suma de los productos (pesos multiplicados por sus correspondientes entradas). Posteriormente, este valor se propaga mediante una función de transferencia al entorno externo de la neurona.

Figura 9

Procesamiento de una Neurona Artificial



A pesar de que se ha demostrado la viabilidad de identificar funciones de activación lineales, tangenciales (tangente hiperbólica) y gaussiana, la función logística emerge como la más eficaz, razón por la cual se sugiere emplear este tipo de función.

Utilización de las redes neuronales

El proceso se refiere en la forma que la red reacciona a un estímulo de entrada. La principal distinción entre utilización y aprendizaje radica en el hecho de que la utilización no implica un ajuste de peso ni un cálculo de error. Estos procedimientos sólo se llevan a cabo durante el proceso de aprendizaje.

Mantenimiento de la red neuronal

Esto representa la etapa final del ciclo de vida de la red neuronal, ya que las redes están entrenadas para abordar tipos de problemas dinámicos. La realización de validaciones recurrentes a lo largo del tiempo es imprescindible, lo que subraya la importancia de validar la arquitectura para asegurar su eficaz utilización. Con el transcurso del tiempo, es probable que aparezcan nuevos conjuntos de datos reales o no conocidos previamente en la red, lo que requerirá un proceso de aprendizaje adicional.

2.2.2 Bombero

Según la vigésimo tercera edición del Diccionario de la Real Academia Española, se define el término "bombero" como la persona cuya ocupación principal es apagar incendios y prestar asistencia en otros eventos adversos. Además, en el contexto de los sistemas de emergencia, los bomberos actúan como profesionales de la salud que típicamente participan en la atención a víctimas, extinción de incendios, manejo de desastres, accidentes y cualquier

situación en la que la vida de otras personas esté en riesgo. (*Diccionario de la lengua española* | *Obra académica* | *Real Academia Española*, 2020)

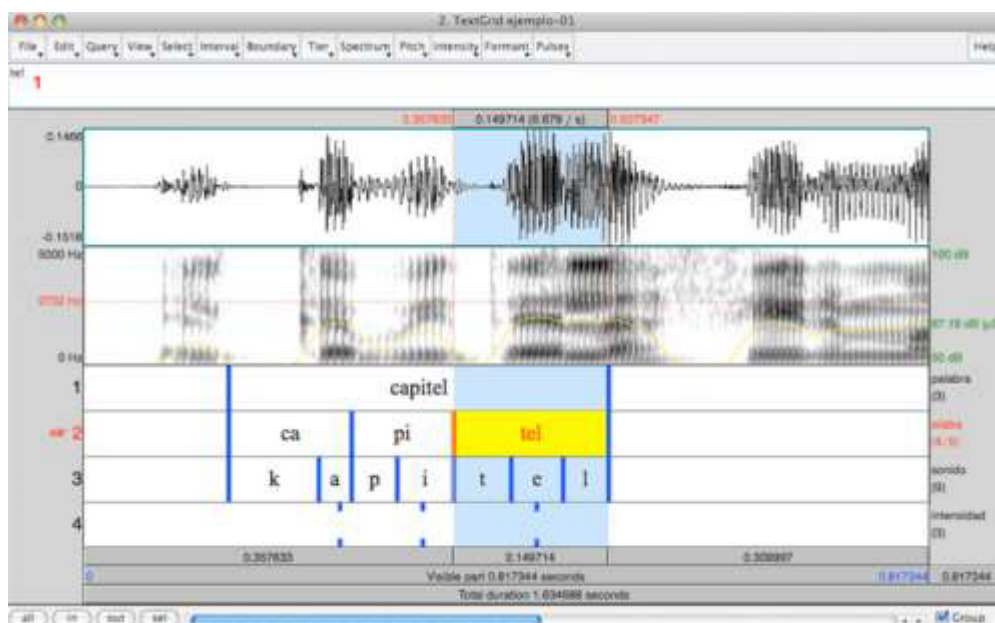
2.2.2.1 Praat y el análisis fonético de la voz

La Universidad de Ámsterdam creó el programa gratuito Praat, que puede utilizarse para diversas tareas, como la síntesis articulatoria, el tratamiento estadístico de los datos del habla, el análisis acústico, la edición y la modificación de señales.

Gracias a su capacidad para observar las propiedades de los parámetros de emisión de la voz y, en particular, para evaluar y observar las características tímbricas mediante el uso del análisis de espectrogramas de producciones acústicas grabadas, este programa es una herramienta de gran ayuda para los estudios fonéticos del habla.

Figura 10

Praat y el análisis fonético de la voz



Nota: Se observa la frecuencia longitudinal de la voz

III MÉTODO

3.1 Tipo de investigación

3.1.1 *Tipo de investigación*

Por su naturaleza será **Aplicada**, según (Escudero & Cortez, 2018) La investigación aplicada tiene como objetivo generar conocimiento que pueda ser directamente aplicado para abordar las dificultades que aquejan a la sociedad o en el ámbito productivo. La investigación aplicada constituye un enfoque no estructurado para la identificación de soluciones a situaciones problemáticas o cuestiones particulares. Estos problemas o preocupaciones pueden manifestarse a nivel individual, grupal o social. Se le llama "no sistemático" porque busca soluciones directamente.

3.1.2 *Nivel de investigación*

Por su nivel de profundidad será de nivel Explicativo (Cabeza-Andrade et al., 2018), siendo el presente trabajo la Utilización de las Redes Neuronales para la Identificación de Emociones Mediante la Voz, el presente trabajo tiene como objetivo generar una mejora en los procedimientos de emergencia bomberil, para futura aplicación al Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú.

3.1.3 *Diseño de investigación*

El diseño de la investigación es Pre experimental, según (Campbell-Stanley, 1963) Es aquella en la que el indagador trata de acercarse a una investigación experimental pero no tiene los medios de control suficientes que permitan la validez interna.

Tabla 2*Modelo Pre Experimental*

Aplicación del Pretest inicial o medición inicial		Aplicación del estímulo o tratamiento	Aplicación del Pretest o medición final
G	O1	X	O2

Nota:

G: Grupo de sujetos

O1: Pretest o medición inicial

X: Estímulo o tratamiento

O2: Posttest o medición final

3.2 Ámbito temporal y espacial

3.2.1 *Ámbito temporal*

El presente trabajo se realizó durante octubre y diciembre del 2023.

3.2.2 *Ámbito especial*

El presente trabajo analizará las emociones de los bomberos antes de cada emergencia para medir sus emociones antes de cubrir una emergencia en los Bomberos Comas N° 124.

3.3 Variables

3.3.1 *Variable dependiente*

Identificación de Emociones Mediante la Voz

3.3.2 Variable independiente

Utilización de las Redes Neuronales

3.3.2.1 Operacionalización de variables

Tabla 3

Dimensiones, Variables e Indicadores

VARIABLES	DIMENSIONES	INDICADORES
Variable Independiente		
Utilización de las Redes Neuronales Aprende por sí mismo del entorno y de los errores del pasado. Entrenamiento más largo y mayor precisión	Eficacia del modelo	Aprendizaje Automático
	Flexibilidad del modelo	Señales de Ruido
Variable Dependiente		
Identificación de Emociones Mediante la Voz Es un campo de estudio y aplicación en el que se utiliza la tecnología, como el procesamiento de la habla y el aprendizaje automático, para determinar y clasificar las emociones que una persona está expresando a través de su voz.	Características acústicas de la Voz	Parámetros de la señal de voz
	Arquitectura de la Red Neuronal	Número de capas ocultas, número de neuronas por capa, funciones de activación utilizadas, algoritmo de entrenamiento
	Estrategia del Modelado	Procesamiento estático a nivel de elocución completa aplicando funciones estadísticas sobre características de bajo nivel, o procesamiento dinámico que captura la evolución temporal de las características.

Nota: Las variables descritas se encuentran operacionalizadas para medir a las variables

3.4 Población y muestra

3.4.1 Población de estudio

Según (Arias, 2021) La población consta de la totalidad de elementos con los que se trabaja dentro del estudio, los cuales son delimitados por el investigador en base a la formulación del estudio. Es por ello que la población del presente estudio se realizara en la Compañía de Bomberos Voluntarios Comas N°124 que tienen en sus registro 324 efectivos, (*Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú*, s. f.).

3.4.2 Muestra poblacional

Según Cabezas (2018) la población se encuentra compuesta por un subconjunto de unidades representativas extraído de parte de la población, escogida de manera aleatoria, la cual será sometida a observación a fin de obtener resultados válidos para nuestra investigación. Por lo cual para este trabajo de investigación se utilizó como tipo de muestreo los que son 42 aproximadamente.

Ecuación 1:

Formula población finita

$$n = \frac{z^2 N p q}{e^2 (N - 1) + z^2 p q} \dots (1)$$

n = tamaño de muestra.

z = Desviación de la curva normal

p = Probabilidad de éxito (0.8)

$q = 1 - p = 0.2$

N = Población

$e = 0.1$ máximo error permitid

$$n = \frac{150 * 1.96^2 * 0.95 * 0.1}{(150 - 1) * 0.1^2 + 1.96^2 * 0.95 * 0.1}$$

$n = 42$ bomberos

3.4.3 Muestreo

Se omite el proceso de muestreo porque no es necesario utilizarlo debido a recursos limitados. Cuando se realiza un estudio que involucra a toda la población, no es necesario seleccionar las muestras de los estudios relevantes.

3.5 Instrumentos

3.5.1 Técnicas de recolección de datos

Son métodos específicos utilizados dentro de una disciplina para complementar el método científico, el cual tiene una aplicabilidad general. Estas técnicas son utilizadas para obtener datos e información de una manera particular y sistemática dentro de un área determinada.

Técnica Encuesta: La encuesta se define como una metodología que busca recopilar información proporcionada por un grupo o muestra de individuos sobre ellos mismos o relacionada con un tema específico. (Fidias, 2012).

3.5.2 Instrumento de recolección de datos

Son herramientas esenciales que apoyan el cumplimiento de los objetivos de los métodos de estudio. En el ámbito de la recolección de datos, un instrumento puede ser cualquier recurso, dispositivo o formato, ya sea en papel o digital, que se utilice para obtener, registrar o almacenar información Fidias (2012) Baena (2017).

La técnica de encuesta será elaborada de forma escrita, el instrumento utilizado será el cuestionario, con preguntas que estarán relacionadas a la variable dependiente de esta investigación, además las preguntas serán cerradas y serán respondidas por el encuestado, consecuente a ello, serán validadas. En este caso se seleccionaron 20 preguntas que concuerda con las dimensiones e indicadores por cada una de las variables. Esto puede observarse reflejado en la matriz de consistencia (anexo 1), la escala del cuestionario se establece la escala de Likert.

- (1) Totalmente de acuerdo
- (2) En desacuerdo
- (3) Ni acuerdo ni desacuerdo
- (4) De acuerdo
- (5) Totalmente de acuerdo

3.5.3 Validación y confiabilidad del instrumento

3.5.3.1 Validez

Es el grado obtenido de eficacia de un instrumento, mediante el cual se verificará si este ha sido desarrollado correctamente en base a lo que en realidad se desea medir dentro del estudio López (2019). En el presente estudio, se contará con el tipo de validación de instrumentos por contenido, es decir, el grado que refleja el instrumento sobre un dominio propio de contenido en base lo que se desea medir. Según Hernández, Fernández y Baptista (2020), el dictamen pericial consiste en preguntar a los expertos sobre la pertinencia, pertinencia, claridad y suficiencia de cada elemento, en el caso del instrumento.

Por lo explicado anteriormente se validó la aplicación por tres expertos para dar validez a los instrumentos.

Tabla 4*Juicio de Expertos*

N.º	Experto	Dni	Especialidad	Determinación
1	Lezama Gonzales, Pedro Martin	9656793	Dr. En Ingeniería de Software	Aplicable
2	Aparicio Monteverde, Pablo	25694430	Magister – Docente Univ.	Aplicable
3	Jiménez Delgado, Silvia	7575608	Magister – Docente Univ.	Aplicable

Nota. Se observa que los nombres de los expertos que analizaron dicho trabajo.

3.5.3.2 Confiabilidad

Se trata de una propiedad de los puntajes obtenidos cuando el examen se administra a un grupo de personas bajo condiciones específicas, además se refiere a la precisión con la que los ítems representan el universo del cual fueron seleccionados y como la precisión con la que un conjunto de puntuaciones de prueba mide lo que deben medir.

Tabla 5*Criterios de escala del alfa de Cronbach*

Alfa de Cronbach	Consistencia Interna
$\alpha \geq 0.9$	Excelente
$0.8 \leq \alpha < 0.9$	Buena
$0.7 \leq \alpha < 0.8$	Aceptable
$0.6 \leq \alpha < 0.7$	Cuestionable
$0.5 \leq \alpha < 0.6$	Pobre
$\alpha < 0.5$	Inaceptable

Confiabilidad - Pretest

Para medir el instrumento que midió a la variable dependiente antes del aporte se puede observar que el alfa de Cronbach fue de 0.821 donde se comprueba que el instrumento es confiable, motivo por el cual se aprueba el instrumento con nivel bueno según la tabla estadística de fiabilidad.

Tabla 6

Estadísticas de fiabilidad – Pretest

Alfa Cronbach	N de elementos
0.821	42

Nota. Muestra es confiabilidad - Pretest

Confiabilidad - Posttest

Para medir el instrumento que midió a la variable dependiente se observar que el alfa de Cronbach fue de 0.979 donde se comprueba que el instrumento es confiable, con nivel excelente clasificado en la tabla estadística de fiabilidad, motivo por el cual se aprueba el instrumento.

Tabla 7

Estadísticas de fiabilidad – Posttest

Alfa Cronbach	N de elementos
0.979	42

Nota. Muestra es confiabilidad - Posttest

3.6 Procedimientos

La recolección de datos se realizará de manera documental, esto aplicado en primera instancia a los resultados de las emociones, las cuales serán empleadas para los análisis necesarios de su efectividad. Todo esto se realizará teniendo el consentimiento del efectivo bomberil, se recolectará la información necesaria respecto a los indicadores del estudio, y terminado se procederá la evaluación de los resultados.

La estrategia que se siguió para contrastar la hipótesis es la siguiente:

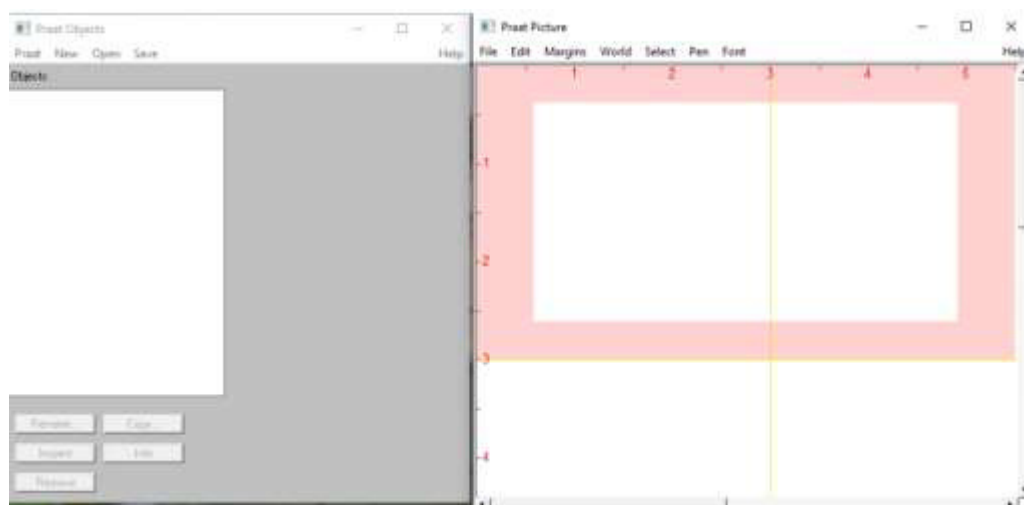
- Se seleccionó una muestra de 42 colaboradores de la Compañía de Bomberos
- El procedimiento se realizó en fases de entrada, proceso y salida

Entrada:

- a. Descargar y configurar un entorno PRAAT con sus Apis

Figura 11

Configuración de PRAAT



Nota: Pantalla de configuración

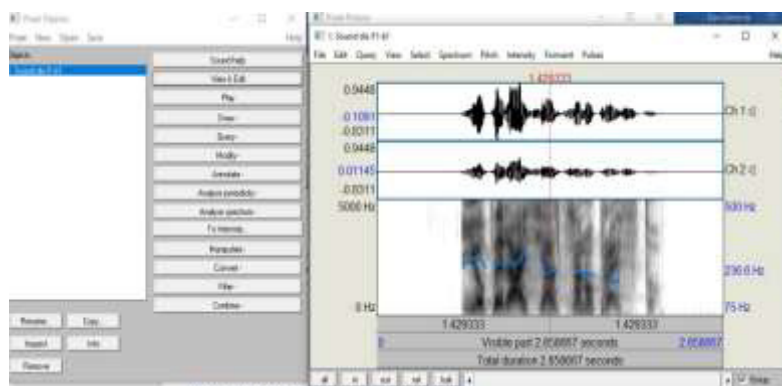
b. Descargar Berlín EmoDB: Se compone de siete emociones: (1) ira, (2) aburrimiento, (3) ansiedad, (4) felicidad, (5) tristeza, (6) disgusto, y (7) neutral. Los datos se registraron con un índice de muestra de 48 kHz y luego se redujeron a 16 kHz.

Proceso:

- a. Importar la base de datos audio format (de los efectivos)
- b. Extraer características acústicas PRAAT.

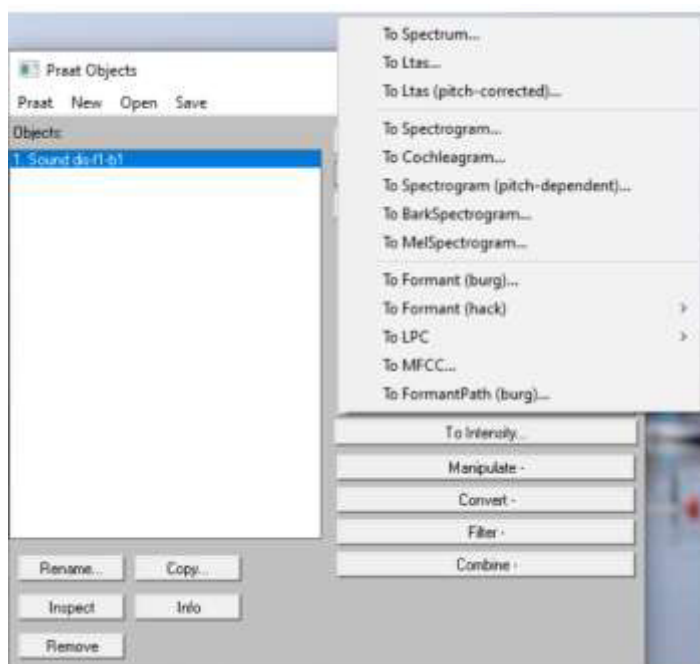
Figura 12

Espectro de la Voz de prueba



Nota: Se observa que el espectro de la voz analizada

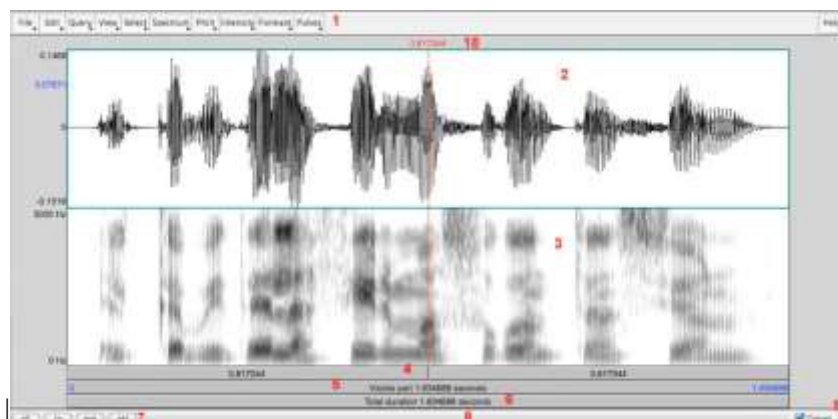
- c. Realizar una clasificación del espectro

Figura 13*Generación del espectro de emociones*

Nota: Se observa que el espectro de la voz analizada

Salida:

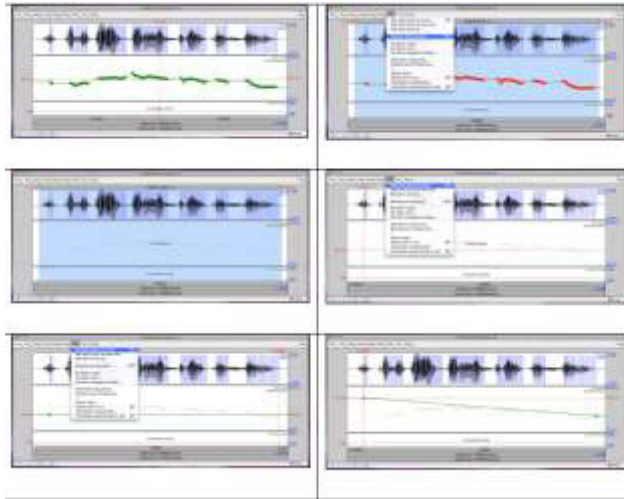
a. Con el API de PRAAT.

Figura 14*Resultado del espectro analizado*

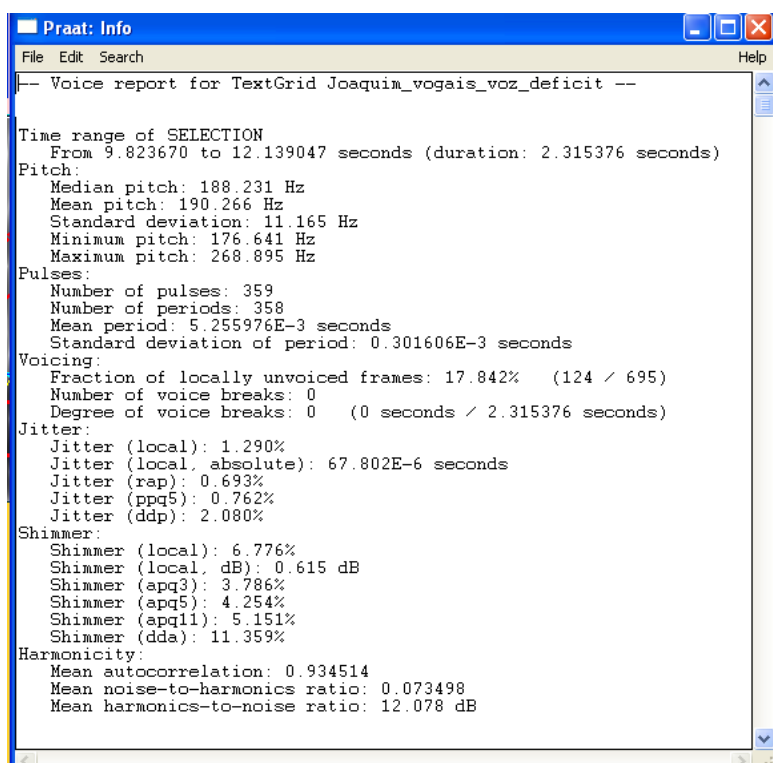
b. Generar el reporte

Figura 15

Espectrograma de las emociones



Nota: Resumen de los resultados

Figura 16*Espectrograma de las emociones**Nota: Log de los resultados*

- Se aplicó el cuestionario virtual de encuesta antes de ingresar al servicio a los efectivos durante 4 semana.
- Se realizó la migración de la data que se obtuvo en el formulario de un Excel en el de Google drive, para filtrar y acomodar los datos de acuerdo con las variables de la BD; es decir el fichero SPSS.
- Descargar el archivo Excel de Google drive para ser importada en el SPSS. Luego estando en SPSS versión 26, hay que importar la Hoja Excel-Microsoft.
- Se crearon dos totalizando por cada uno de las variables del estudio, donde sus conteos totales fueron agregadas.
- Se proceso información utilizando varios estadísticos del SPSS. 26.

- Se realizó el análisis de la información utilizando tablas cruzadas en SPSS 26, mostrando variables con información clasificada.
- Se emplearon gráficos y tablas para los resultados de la investigación utilizando el software SPSS 26.
- Generación del informe final.

3.7 Análisis de datos

Se analizó la distribución de los datos para observar su comportamiento; para lo cual se utilizó el SPSS versión 26.0 se tabuló en la Tabla de Pruebas de Normalidad como se aprecia en la Tabla 11; este nos indica el número de Grados de Libertad (GL), que se debe tomar como decisión. Si $GL > 50$ sujetos se usan Kolmogorov – Smirnov, caso contrario se debe de usar Shapiro – Wilk.

Posteriormente se pasó a verificar si los datos son normales, para lo cual se usó el Nivel de significancia (Sig). En caso el Sig $> 0,05$ entonces quiere decir que los datos son normales, por lo que se puede aplicar Wilcoxon para las pruebas no paramétricas y así para contrastar la media de dos muestras emparejadas y verificar si hay disparidades entre ellas.

3.8 Consideraciones éticas

En el presente trabajo de investigación el manejo de la información adquirida se realizó de forma imparcial y objetiva, es decir, se realizó sin alterar o manipular dicha información, de modo que haya confiabilidad, veracidad y certeza en los resultados obtenidos, además el código ético que manifiesta el no revelar la identidad de los participantes que tomaron papel dentro del estudio, realizando una búsqueda imparcial, respetando la voluntad de dichos sujetos en su

deseo de formar o no parte en el estudio, asimismo direccionar el estudio en base al beneficio de la empresa, el no ejercer maldad hacia otros investigadores, referenciando el material no propio como libros, artículos, tesis, etc., a fin de evitar fraudes. Finalmente, para la realización de un trabajo correctamente estructurado y elaborado se usaron las Normas APA de la 7ma edición.

IV RESULTADOS

4.1 Análisis e interpretación de resultados

Se utilizó el programa estadístico SPSS para determinar el coeficiente de correlación adecuado. Con la ayuda de esta herramienta se podría crear una Tabla de Pruebas de Normalidad, ofreciendo sugerencias basadas en los grados de libertad (GL). Se utiliza Kolmogorov-Smirnov se utiliza si los GL son superiores a 50; en caso contrario, se utiliza la prueba de Shapiro-Wilk. A continuación, se comprobó la normalidad de los datos evaluando el nivel de significancia (Sig.). Se asume que si los datos se distribuyen de forma normal si la Sig. el valor es mayor que 0,05, lo que permite la aplicación de pruebas paramétricas como la correlación de Pearson (R. de Pearson). De lo contrario, se utilizan métodos no paramétricos como el coeficiente de concordancia de Kendall, el coeficiente de correlación de Spearman, Chi-Square u otras si los datos no se distribuyen de forma normal.

Tabla 8

Prueba de normalidad

			Shapiro-			
Kolmogórov-Smirnov			Wilk			
	Estadístico	Gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
PRETEST	,170	42	,200	0.969	42	,000030
POSTEST	,193	42	,200	0.920	42	,000021

Nota: En este caso, se utiliza Shapiro-Wilk porque la (gl) es 42, que es inferior a 50, y como la significación en el pretest y el posttest es, 000 es inferior a 0,05, se deduce que no se

distribuyen normalmente, por lo que se deben utilizar pruebas no paramétricas para contrastar las hipótesis, y se consideró Wilcoxon como estadístico para el análisis.

4.2 Contrastación de hipótesis

4.2.1 Hipótesis general

Hipótesis nula:

H₀: Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de la voz no puede mejorar el desempeño de los bomberos de la Compañía General de Bomberos Voluntarios del Perú N°124 en Lima durante el 2023.

Hipótesis alternativa:

H_a: Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de la voz puede mejorar el desempeño de los bomberos de la Compañía General de Bomberos Voluntarios del Perú N°124 en Lima durante el 2023.

Tabla 9

Estadístico de Hipótesis General

Estadísticos de prueba ^a	
EGenPos – EgenPRe	
Z	2,311 ^b
Sig.	,000
asintótica(bilateral)	

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos negativos.

Interpretación: Se observa en la estadística de la prueba de Wilcoxon que se obtuvo un resultado (Sig.0,000), Según Campbell y Stanley (1963) en su artículo indique que todo resultado menor en el nivel de alfa o significancia ($\text{Alfa} \leq 0.05$) se debe de rechazar por ser nula la hipótesis (H_0) y respaldar la hipótesis alterna (H_a). Por lo que se obtuvo un resultado de (Sig.0,000), por lo que la implementación de sistema de Redes Neuronales ayuda significativamente con la identificación de emociones mediante la voz para los bomberos de Comas N°124.

4.2.2 Hipótesis específica

Hipótesis específica 1

H₀: Un sistema de reconocimiento de emociones basado en redes neuronales que utilice características espectrales de señales de voz no puede clasificar con precisión las siete (7) emociones de interés.

H_a: Un sistema de reconocimiento de emociones basado en redes neuronales que utilice características espectrales de señales de voz puede clasificar con precisión las siete (7) emociones de interés.

Tabla 10*Estadístico de Hipótesis Específica 1*

Estadísticos de prueba ^a	
EGenPos – EgenPRe	
Z	2,471 ^b
Sig. asintótica(bilateral)	,000

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos negativos

Interpretación: Se observa en la estadística de la prueba de Wilcoxon que se obtuvo un resultado (Sig.0,000), Según Campbell y Stanley (1963) en su artículo indique que todo resultado menor en el nivel de alfa o significancia ($\text{Alfa} \leq 0.05$) la hipótesis debe ser descartada (H_0) y respaldar la hipótesis alterna (H_a). Por lo que se consiguió un resultado de (Sig.0,000), por lo que la implementación de sistema de Redes Neuronales ayuda significativamente a la identificación de sentimiento mediante la voz para los bomberos.

Hipótesis específica 2

H₀: El algoritmo de reconocimiento de emociones desarrollado no puede ser validado con precisión utilizando métricas de rendimiento para aprendizaje supervisado.

H_a: El algoritmo de reconocimiento de emociones desarrollado puede ser validado con precisión utilizando métricas de rendimiento para aprendizaje supervisado.

Tabla 11*Estadístico de Hipótesis Específica 2*

Estadísticos de prueba ^a	
EGenPos – EgenPRe	
Z	1,488 ^b
Sig. asintótica(bilateral)	,000

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos negativos

Interpretación: Se observa en la estadística de la prueba de Wilcoxon que se obtuvo un resultado (Sig.0,000), Según Campbell y Stanley (1963) en su artículo indique que todo resultado menor en el nivel de alfa o significancia ($\text{Alfa} \leq 0.05$) la hipótesis debe ser descartada (H_0) y respaldar la hipótesis alterna (H_a). Por lo que se obtuvo un resultado de (Sig.0,000), por lo que la implementación de sistema de Redes Neuronales ayuda significativamente a la identificación de la calidad de la voz para los bomberos.

Hipótesis específica 3

H₀: Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de señales de voz utilizando técnicas de aprendizaje profundo no puede clasificar con precisión las principales emociones humanas.

H_a: Un algoritmo de reconocimiento de emociones basado en el análisis de señales de voz utilizando técnicas de aprendizaje profundo puede clasificar con precisión las principales emociones humanas.

Tabla 12*Estadístico de Hipótesis Especifica 3*

Estadísticos de prueba ^a	
EGenPos – EgenPRe	
Z	3,512 ^b
Sig. asintótica(bilateral)	,000

a. Prueba de rangos con signo de Wilcoxon

b. Se basa en rangos negativos

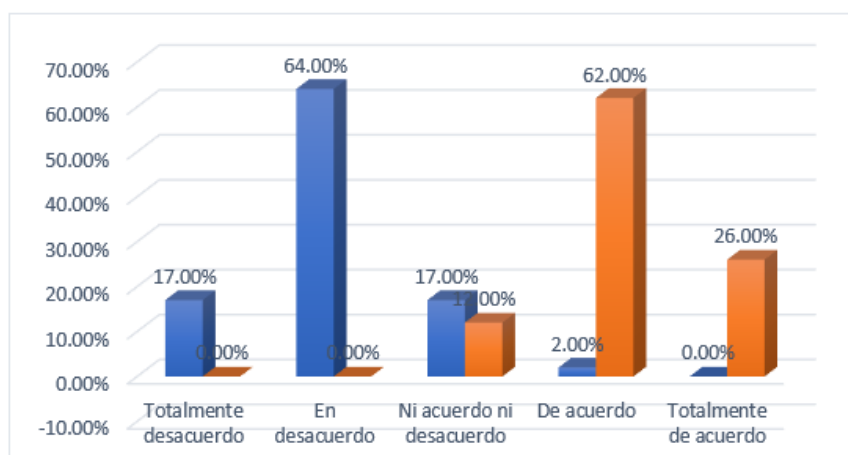
Interpretación: Se observa en la estadística de la prueba de Wilcoxon que se consiguió un resultado (Sig.0,000), Según Campbell y Stanley (1963) en su artículo indique que todo resultado menor en el nivel de alfa o significancia ($\text{Alfa} \leq 0.05$) la hipótesis debe ser descartada (H_0) y respaldar la hipótesis alterna (H_a). Por lo que se obtuvo un resultado de (Sig.0,000), por lo que la implementación de sistema de Redes Neuronales ayuda significativamente a la identificación de la intensidad mediante la voz para los bomberos.

4.3 Presentación de resultados

Se realizan las encuestas antes y después.

Tabla 13*Resultados de PRETEST - POSTEST*

	PRETEST	POSTEST
Totalmente desacuerdo	17.00%	0.00%
En desacuerdo	64.00%	0.00%
Ni acuerdo ni desacuerdo	17.00%	15.20%
De acuerdo	2.00%	62.00%
Totalmente de acuerdo	0.00%	22.80%
	100.00%	100.00%

Figura 17*Resultados de PRETEST -POSTEST*

Nota: Comparativa del antes y después de la investigación

4.3.1 Variables dependientes – sentimientos

- 1. ¿Cree usted que la red neuronal para emociones ayudara a detectar las reacciones emocionales psicológicas del efectivo bomberil?**

Tabla 14*Pregunta 1 de PRETEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	12	28.57%	28.57%	28.57%
En desacuerdo	4	9.52%	9.52%	38.10%
Ni acuerdo ni desacuerdo	25	59.52%	59.52%	97.62%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	100.00%
Totalmente de acuerdo	0	0.00%	0.00%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

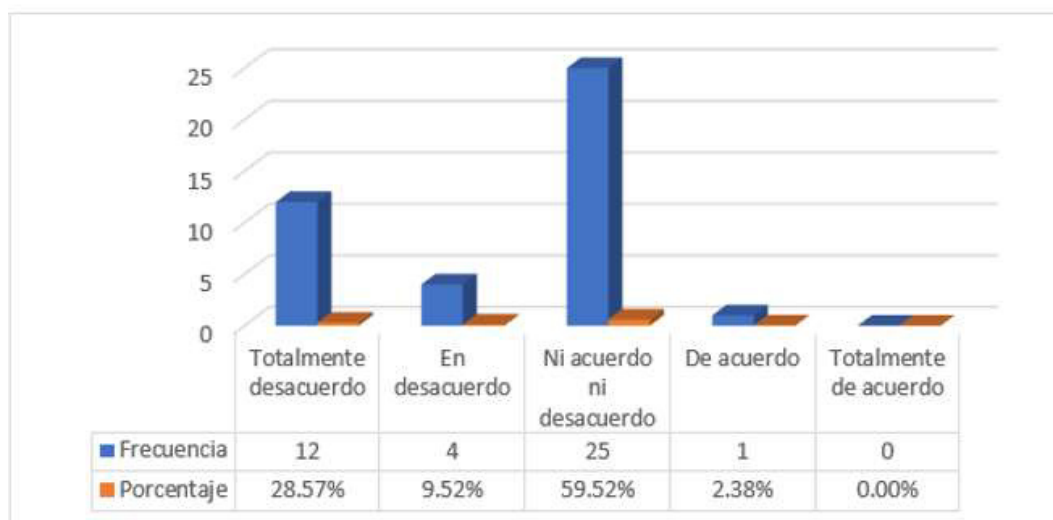
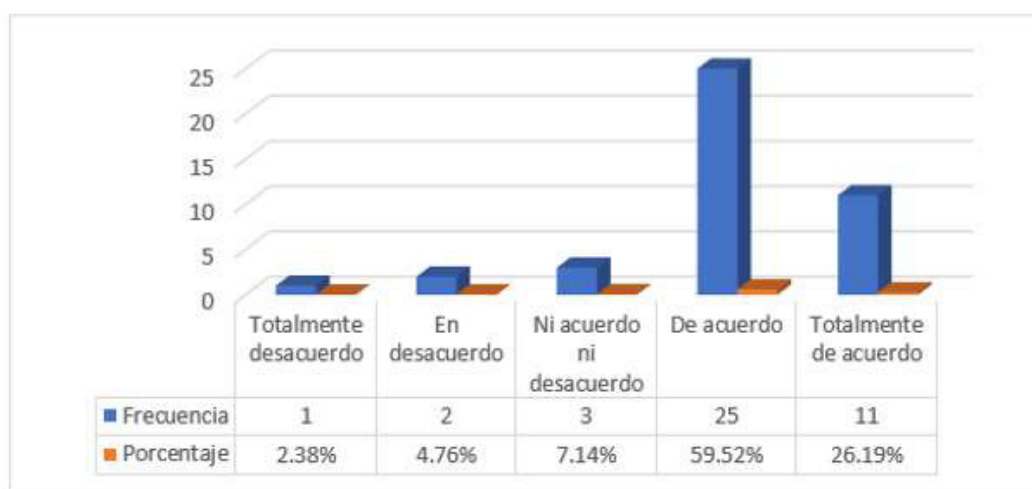
Figura 18*Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Tabla 15*Pregunta 1 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	1	2.38%	2.38%	2.38%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	7.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	3	7.14%	7.14%	14.29%
De acuerdo	25	59.52%	59.52%	73.81%
Totalmente de acuerdo	11	26.19%	26.19%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

*Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje***Figura 19***Pregunta 1 de POSTEST (Grafico)**Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje*

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 28.57% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 9.52% como En desacuerdo. Sin

embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 59.52% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 26.19% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

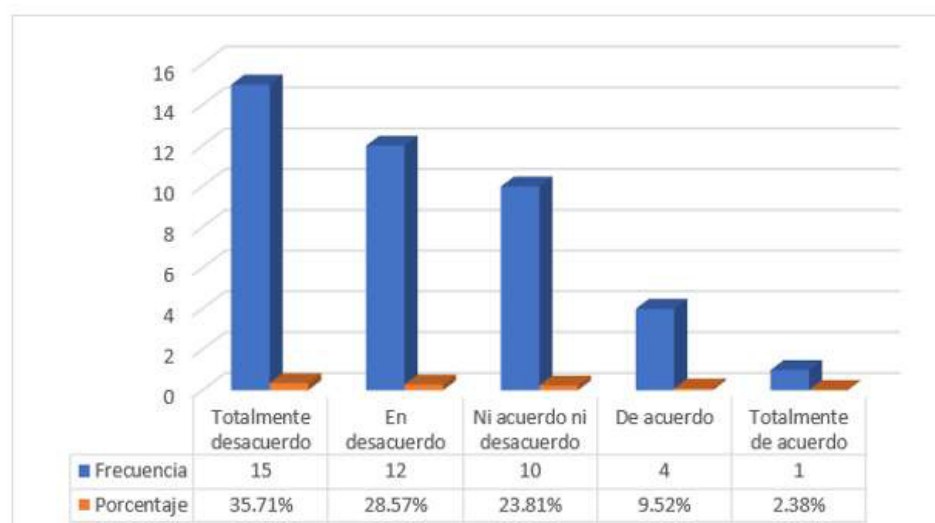
2. ¿Crees que el sistema garantizará que solo los efectivos autorizados puedan acceder a la información de emociones?

Tabla 16

Pregunta 2 de PRETEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

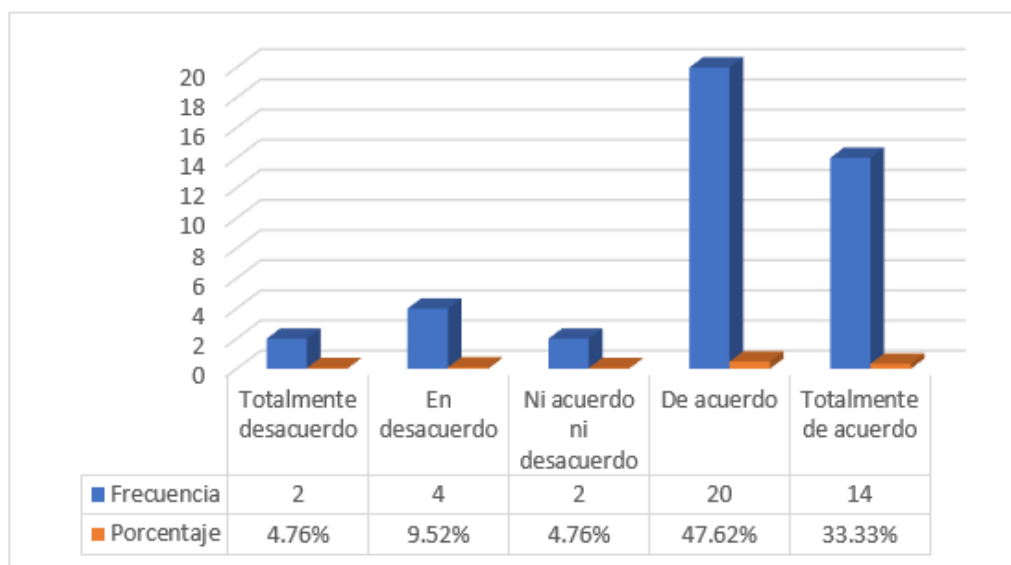
Figura 20*Pregunta 2 de PRETEST (Grafico)*

Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Tabla 17*Pregunta 2 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 21*Pregunta 2 de POSTEST (Grafico)*

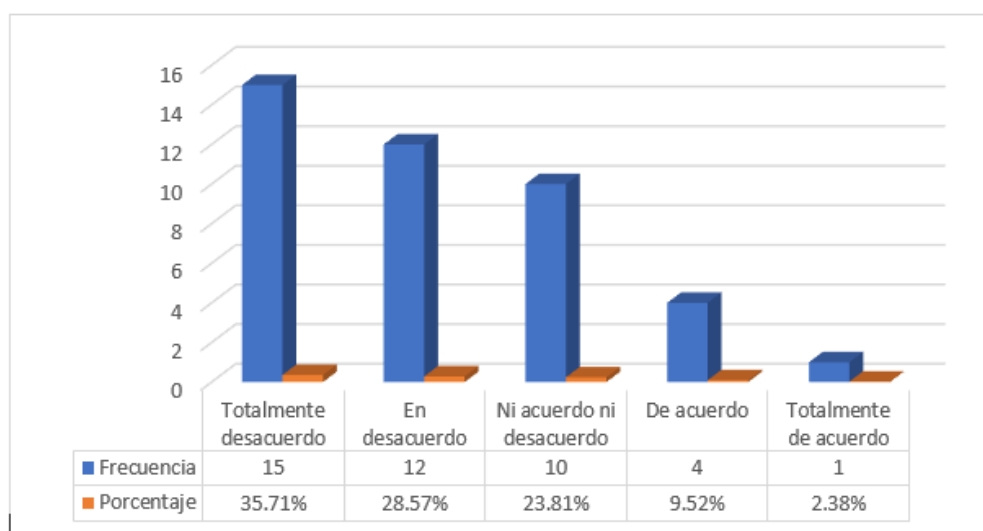
Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 35.71% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 28.57% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 47.62% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 33.33% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

3. En términos de la confidencialidad de la información, ¿Te sientes seguro/a al usar el sistema para detectar tus emociones?

Tabla 18*Pregunta 3 de PRETEST (Resultados)*

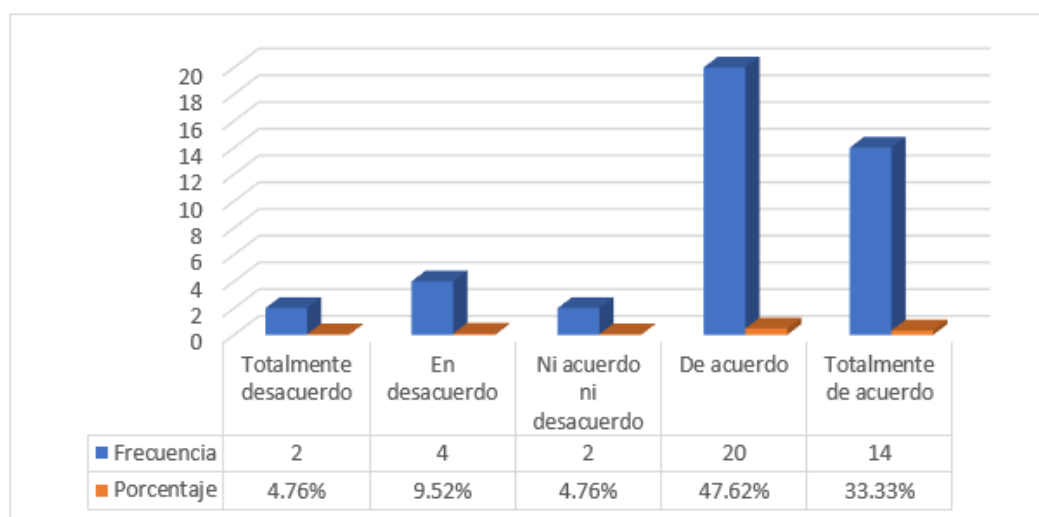
	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje**Figura 22***Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje**Tabla 19***Pregunta 3 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Figura 23

Pregunta 3 de POSTEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 30.95% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 26.19% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 42.86% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 42.86% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

4. *¿Consideras que la red neuronal será fácil de aprender y utilizar para los efectivos en servicio?*

Tabla 20

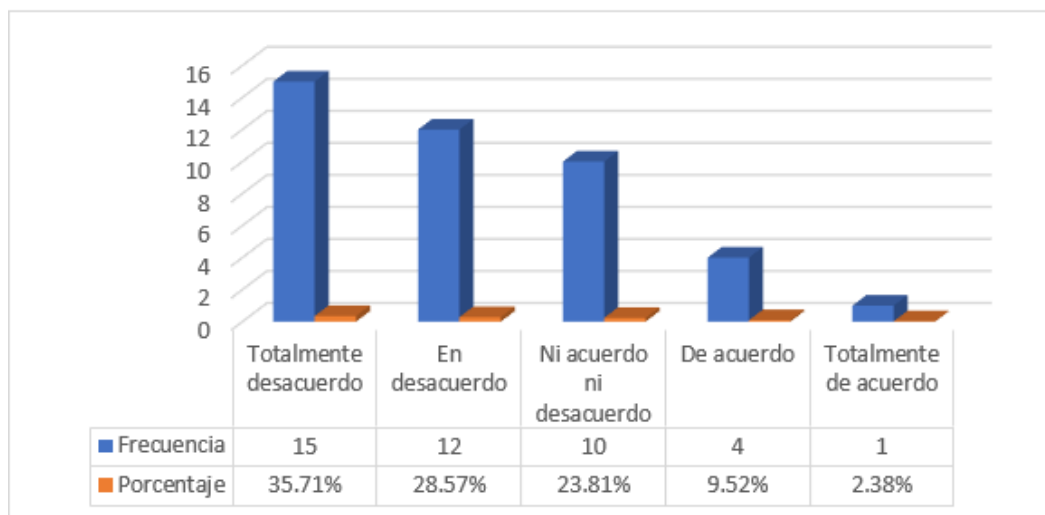
Pregunta 4 de PRETEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	12	28.57%	28.57%	28.57%
En desacuerdo	4	9.52%	9.52%	38.10%
Ni acuerdo ni desacuerdo	25	59.52%	59.52%	97.62%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	100.00%
Totalmente de acuerdo	0	0.00%	0.00%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 24

Pregunta 4 de PRETEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

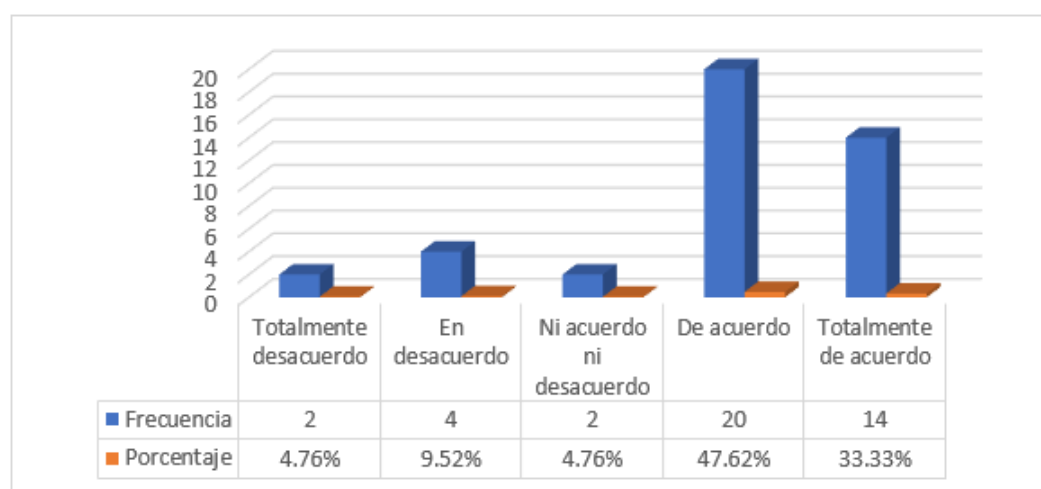
Tabla 21

Pregunta 4 de POSTEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	1	2.38%	2.38%	2.38%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	7.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	3	7.14%	7.14%	14.29%
De acuerdo	25	59.52%	59.52%	73.81%
Totalmente de acuerdo	11	26.19%	26.19%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje**Figura 25**

Pregunta 4 de POSTEST (Grafico)

*Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 28.57% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 9.52% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 59.52% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 26.19% como Totalmente de acuerdo. Este

cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

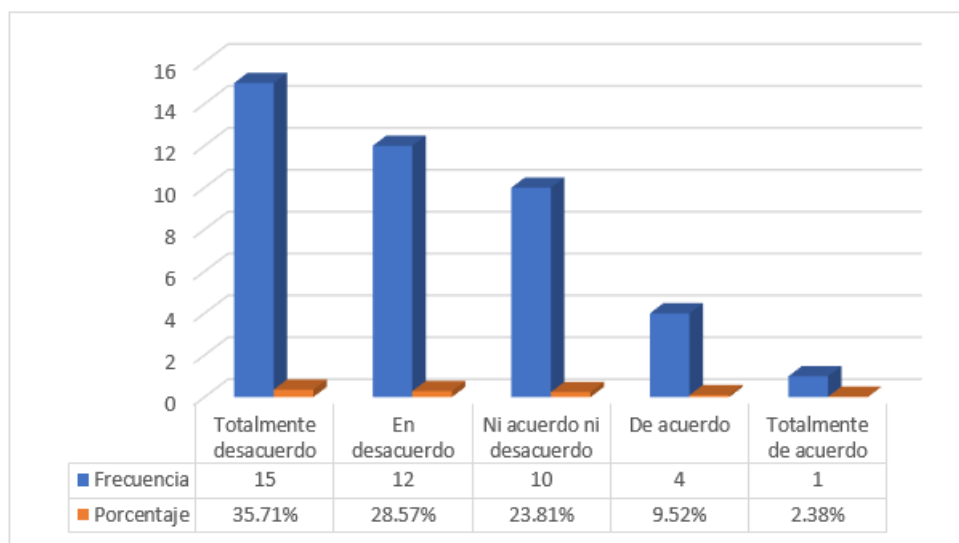
5. En tu opinión, ¿Cree que es importante utilizar un sistema de redes neuronales para saber tus emociones?

Tabla 22

Pregunta 5 de PRETEST (Resultados)

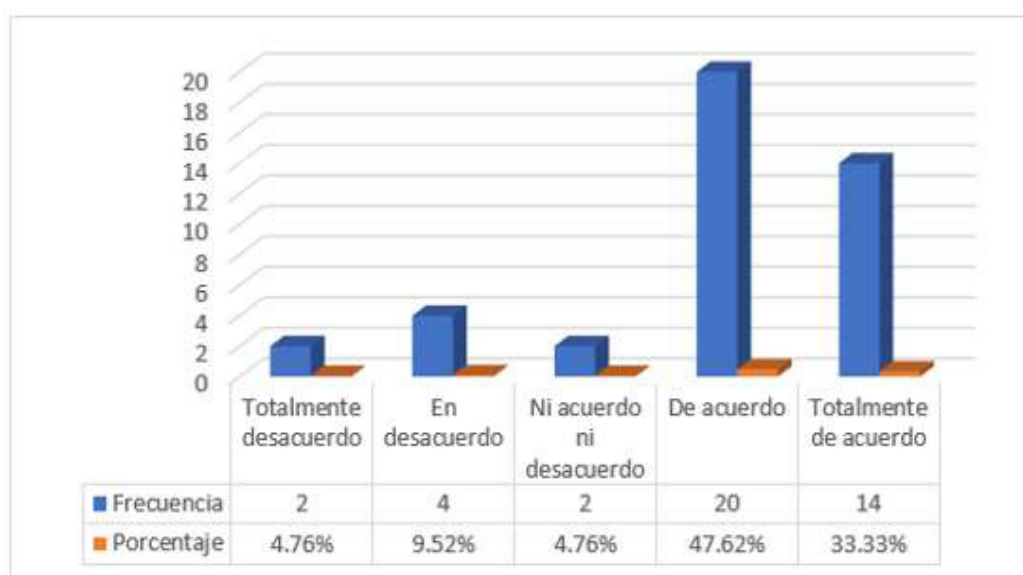
	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 26*Pregunta 5 de PRETEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje**Tabla 23***Pregunta 5 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 27*Pregunta 5 de POSTEST (Grafico)*

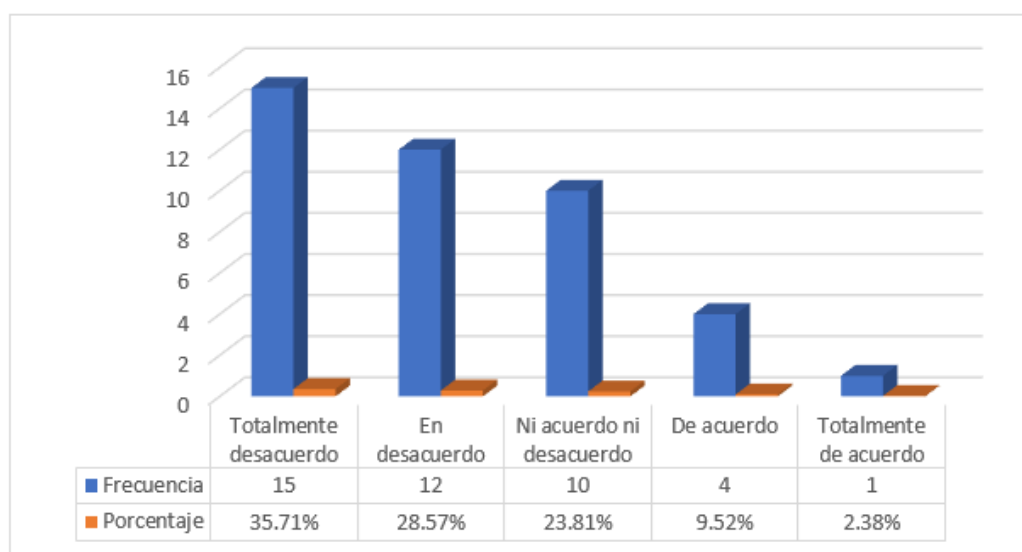
Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 35.71% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 28.57% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 47.62% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 33.33% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

6. ¿Crees que la red neuronal debería tener una interfaz amigable?

Tabla 24*Pregunta 6 de PRETEST (Resultados)*

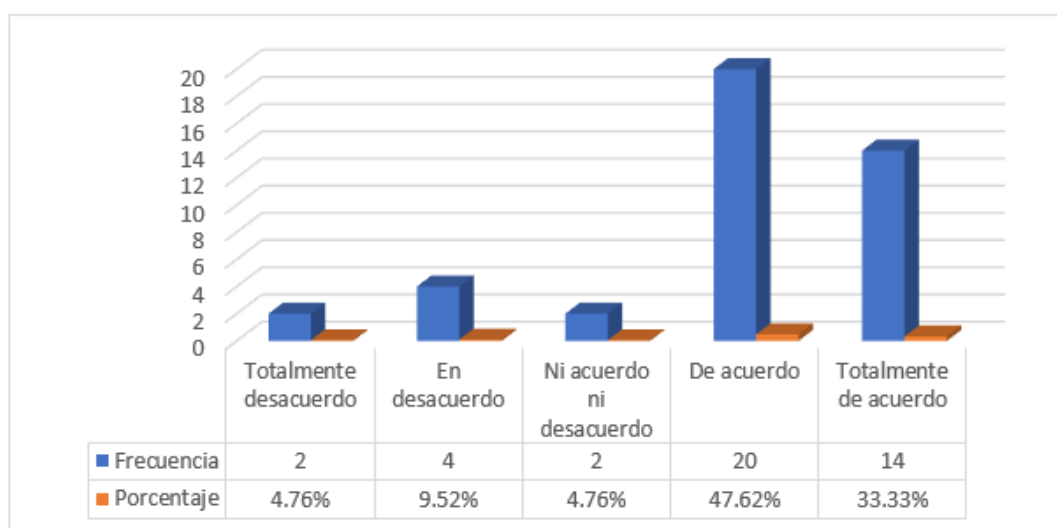
	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje**Figura 28***Pregunta 6 de PRETEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje**Tabla 25***Pregunta 6 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Figura 29

Pregunta 6 de POSTEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 30.95% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 26.19% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el postest nos muestra un gran cambio: el 42.86% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 42.86% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

7. *¿Crees que la red neuronal sea capaz de detectar tus emociones por la voz?*

Tabla 26

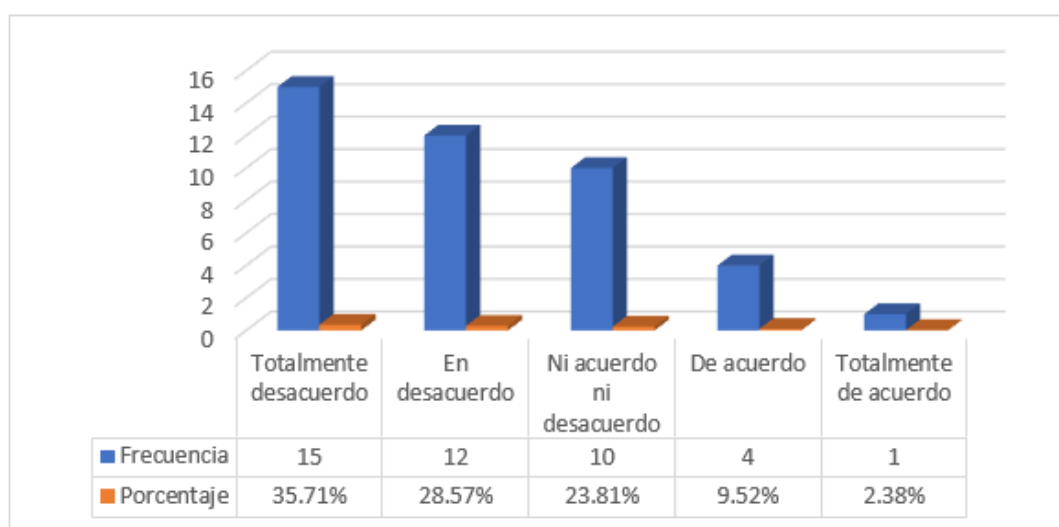
Pregunta 7 de PRETEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	12	28.57%	28.57%	28.57%
En desacuerdo	4	9.52%	9.52%	38.10%
Ni acuerdo ni desacuerdo	25	59.52%	59.52%	97.62%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	100.00%
Totalmente de acuerdo	0	0.00%	0.00%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 30

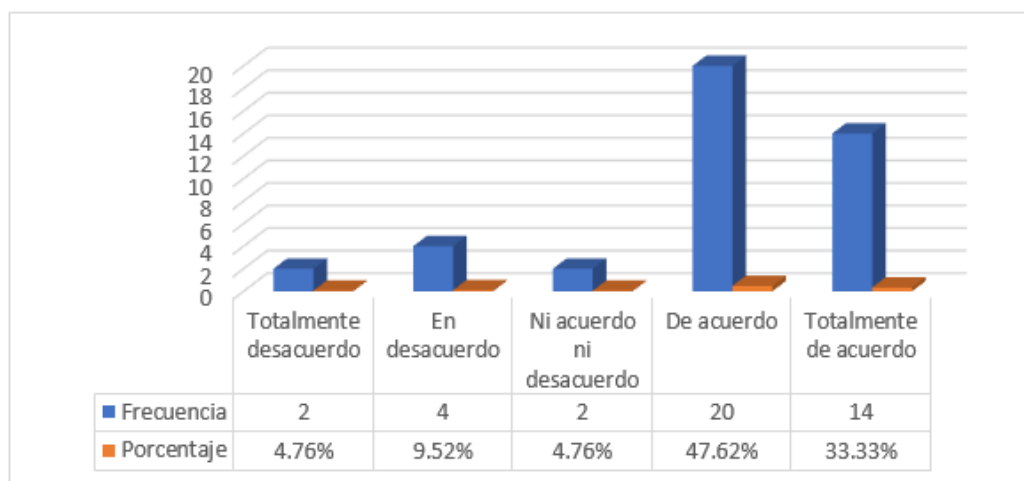
Pregunta 7 de PRETEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Tabla 27*Pregunta 7 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	1	2.38%	2.38%	2.38%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	7.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	3	7.14%	7.14%	14.29%
De acuerdo	25	59.52%	59.52%	73.81%
Totalmente de acuerdo	11	26.19%	26.19%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje**Figura 31***Pregunta 7 de POSTEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 28.57% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 9.52% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el postest nos muestra un gran cambio: el 59.52% de

los encuestados consideró como De acuerdo y un 26.19% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

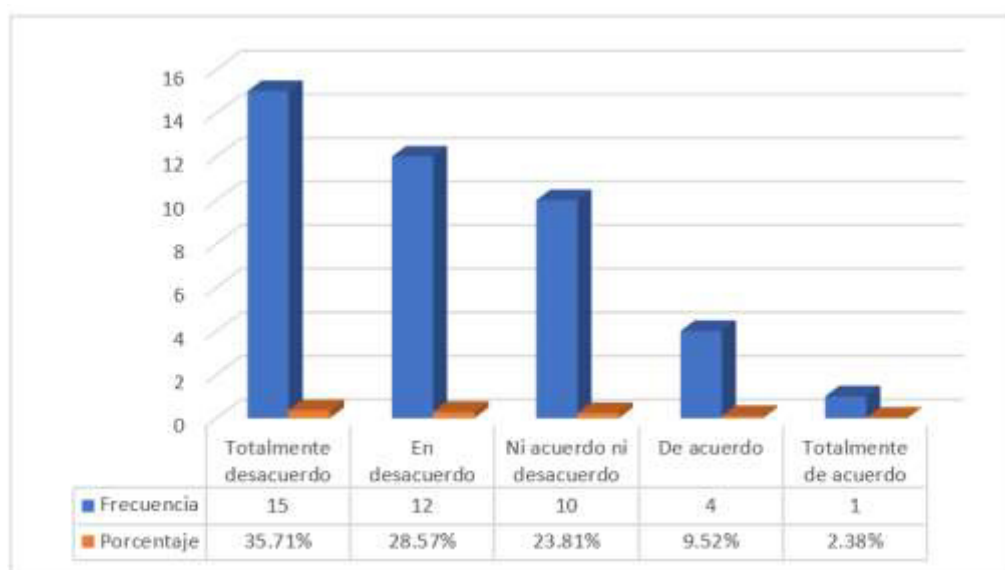
8. ¿Te sentirías capacitado/a para realizar tareas básicas para registrarte en las redes neuronales?

Tabla 28

Pregunta 8 de PRETEST (Resultados)

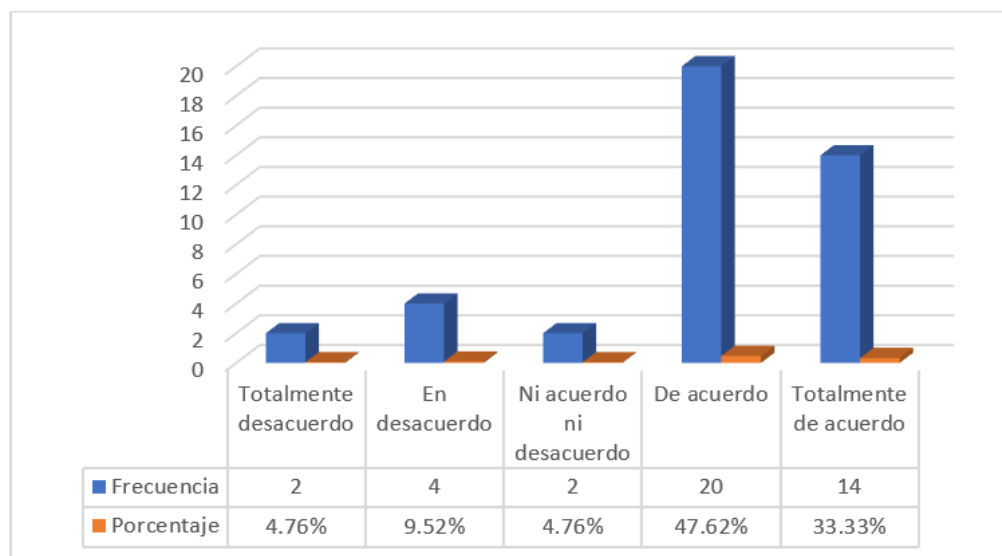
	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 32*Pregunta 8 de PRETEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje**Tabla 29***Pregunta 8 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 33*Pregunta 8 de POSTEST (Grafico)*

Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 35.71% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 28.57% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el posttest nos muestra un gran cambio: el 47.62% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 33.33% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

9. ¿Crees que la red neuronal tendrá la capacidad de fortalecer la base de datos y lograr mayor efectividad en la detección de emociones?

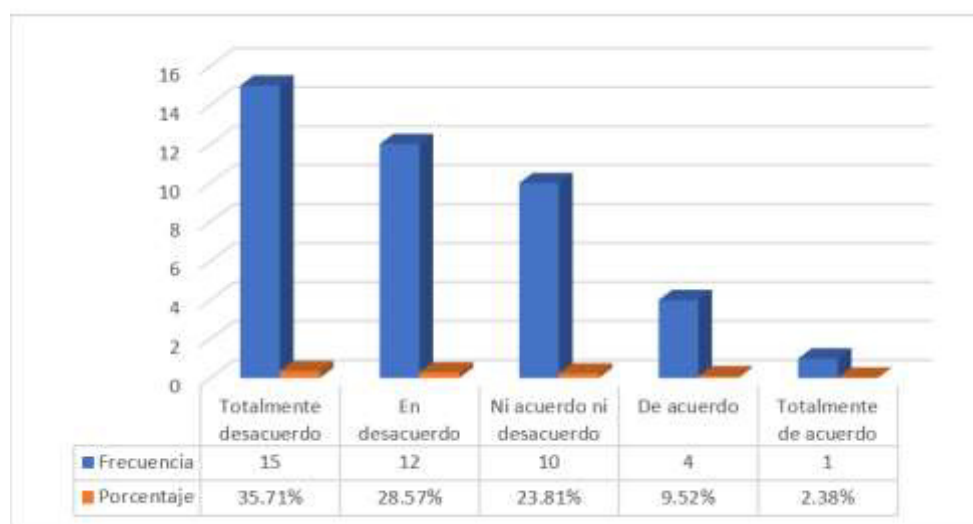
Tabla 30*Pregunta 9 de PRETEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	13	30.95%	30.95%	30.95%
En desacuerdo	11	26.19%	26.19%	57.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	4	9.52%	9.52%	66.67%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	69.05%
Totalmente de acuerdo	13	30.95%	30.95%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 34

Pregunta 1 de PRETEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

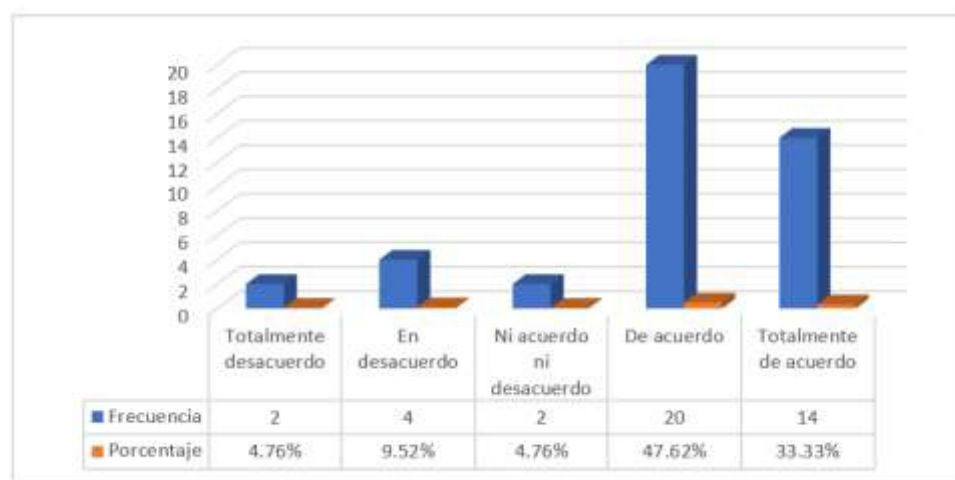
Tabla 31

Pregunta 9 de POSTEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	2	4.76%	4.76%	4.76%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	9.52%
Ni acuerdo ni desacuerdo	2	4.76%	4.76%	14.29%
De acuerdo	18	42.86%	42.86%	57.14%
Totalmente de acuerdo	18	42.86%	42.86%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Figura 35

Pregunta 9 de POSTEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 30.95% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 26.19% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el postest nos muestra un gran cambio: el 42.86% de los encuestados consideró como De acuerdo y un 42.86% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las tomadas adoptadas para aumentar la eficacia del efectivo.

10. ¿Crees que la implementación de una red neuronal ayudara en cumplir los protocolos y así reducir la falla en la emergencia?

Tabla 32

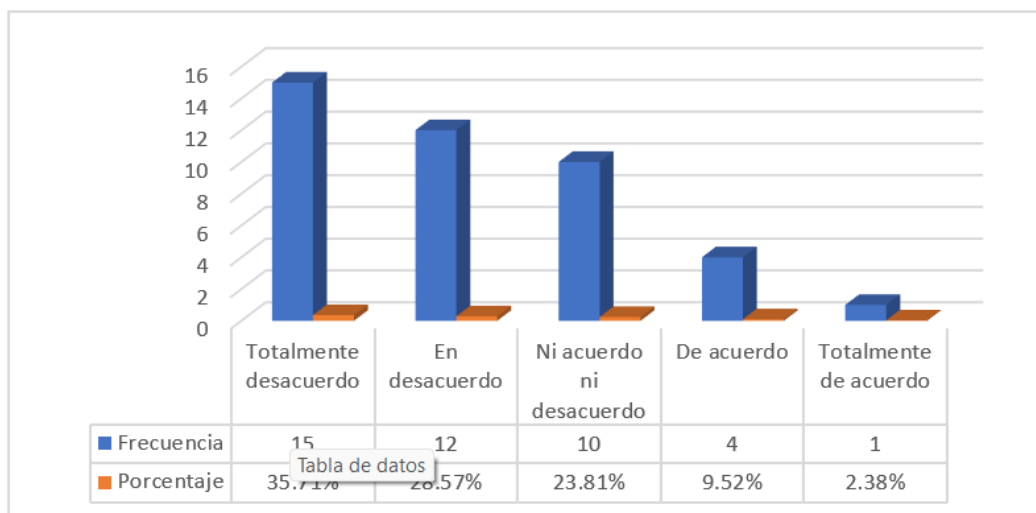
Pregunta 10 de PRETEST (Resultados)

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	12	28.57%	28.57%	28.57%
En desacuerdo	4	9.52%	9.52%	38.10%
Ni acuerdo ni desacuerdo	25	59.52%	59.52%	97.62%
De acuerdo	1	2.38%	2.38%	100.00%
Totalmente de acuerdo	0	0.00%	0.00%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje

Figura 36

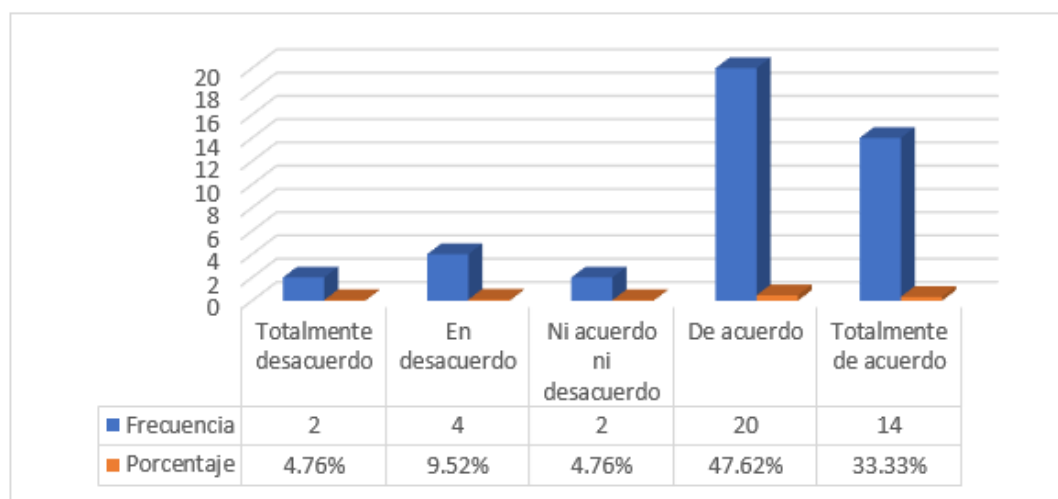
Pregunta 10 de PRETEST (Grafico)



Nota: Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Tabla 33*Pregunta 10 de POSTEST (Resultados)*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje Valido	Porcentaje Acumulado
Totalmente desacuerdo	1	2.38%	2.38%	2.38%
En desacuerdo	2	4.76%	4.76%	7.14%
Ni acuerdo ni desacuerdo	3	7.14%	7.14%	14.29%
De acuerdo	25	59.52%	59.52%	73.81%
Totalmente de acuerdo	11	26.19%	26.19%	100.00%
Total	42	100.00%	100.00%	

Nota: Acumulación de Frecuencia y Porcentaje**Figura 37***Pregunta 1 de POSTEST (Grafico)**Nota:* Estadístico de acuerdo a la Frecuencia y Porcentaje

Interpretación: En la primera fase, la predisposición negativa fue mayoritaria, con un 28.57% calificándolo como Totalmente desacuerdo y un 9.52% como En desacuerdo. Sin embargo, después de la implementación, el postest nos muestra un gran cambio: el 59.52% de

los encuestados consideró como De acuerdo y un 26.19% como Totalmente de acuerdo. Este cambio sugiere que las intervenciones aplicadas han logrado dar un cambio positivo. Este cambio apunta a la eficacia de las medidas tomadas para aumentar la efectividad del efectivo.

V DISCUSION DE RESULTADOS

Considerando los hallazgos de la investigación, según la teoría establecida en la estadística se debe haber obtenido una estadística no paramétrica para nuestros datos el cual podemos llegar a un resultado que la implementación de un Red Neuronal para detectar emociones a través de la voz se observó que de un 64% no estaban de acuerdo a una Red Neuronal llego a 3.00%

Por lo que, según Araujo (2018) en su conferencia *Aplicación de una Red Neuronal Convolutiva para el Reconocimiento de Personas a Trávez de la Voz*, donde un sistema de identificación biométrica por voz que utiliza imágenes (espectrogramas) para entrenar una red neuronal convolutiva. Si el sistema ha alcanzado un porcentaje de exactitud de validación aceptable y está diseñado para minimizar la cantidad de muestras por persona utilizada, así como ofrecer una alternativa para abordar el problema de reconocimiento de personas.

De acuerdo con el estudio ejecutado Guerrón Pantoj (2023) en su trabajo de grado *Sistema de Reconocimiento de Emociones a Trávez de la Voz*, El diseño del sistema se determinó utilizando técnicas de aprendizaje profundo, que comenzaron con exploración de un banco de información emocional, se procesó los audios para extraer las propiedades y el adiestramiento de la red. Durante este procedimiento de adiestramiento de la red neuronal, se hizo trabajos para encontrar modelos adecuados, Se establecieron dos modelos, los cuales se realizaron análisis para determinar cuál es el mejor modelo con fines de investigación. Con base en esto, se determinó los parámetros que influye al entrenamiento de la red neuronal, los cuales son: algoritmo de resolución (pendiente gradiente), número de veces (3), tamaño mínimo de lote (217) y tasa de aprendizaje (0.005).

VI CONCLUSIONES

- a. Tras el análisis, podemos indicar que la percepción al nivel de las Redes Neuronales en los bomberos Comas N° 124 mejora con la propuesta de identificación de emociones mediante la voz. Se pudo determinar que la mayoría de los bomberos encuestados piensa que el grado de este indicador esta en 64.32 %, considerando la implementación de una Red Neuronal ayudaría en detectar en forma temprana una afectación mental.
- b. En relación con lo antes expuesto las Redes Neuronales que identifica los sentimientos mediante la voz, busca ofrecer las capacidades requeridas para cumplir con las expectativas de beneficiarios de las partes interesadas tanto internos como externos, estas actividades están vinculadas con la utilización de métodos, orientación, formación, y estos elementos están interconectados al bien estar del bombero. En virtud de lo argumentado, de acuerdo con el estudio se determinó que la propuesta de una Red Neuronal para detectar el stress incrementa la apreciación de la magnitud de estos indicadores, con un porcentaje entre el 40% y 50% teniendo en cuenta la futura aplicación de lo misma.
- c. Luego del análisis queda en evidencia que las Redes Neuronales para identificar la calidad de voz fue concebida basándose en la inteligencia artificial, personalizando estos conocimientos para que puedan ser aplicados en el Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Perú, en ese sentido los bomberos Comas N° 124 tiene en procedimiento ya planificada de acuerdo a la Agenda del Cuerpo de Bomberos 2020 - 2025 contando además con la ayuda de la Presidencia de Consejo de Ministros (PCM) para la ejecución de proyectos digitales, como se ha podido observar se puede diseñar una Red Neuronal, estableciendo los roles considerando los beneficios anticipados para el bienestar del personal y designando el personal según las habilidades particulares descritas en el estudio actual.

- d. A partir del análisis precedente, el resultado más significativo de la presente investigación fue detectar la intensidad de la voz y así detectar el stress de los bomberos validando la eficacia y eficiencia de la ejecución de la red neuro-conectiva y el uso de la información para la implementación de la red neuronal en los diversos niveles de detección obteniendo los beneficios de la detección temprana del stress.

VII RECOMENDACIONES

- a. Se recomienda desarrollar una campaña de sensibilización en el Cuerpo General de Bomberos Voluntario del Perú (CGBVP) y todas las compañías adscritas, sobre los beneficios de contar con una Red Neuronal para detectar las emociones mediante la voz para una detección temprana de una afectación mental.
- b. Emplear Redes Neuronales con el propósito de identificar las emociones a través del habla, específicamente para las empresas de bomberos. Después de la implementación, es esencial llevar a cabo evaluaciones periódicas para medir continuamente su nivel de desarrollo, utilizando cualquiera de los métodos de evaluación ya establecidos, con el fin de identificar posibles mejoras en su rendimiento.
- c. Se debe tener objetivos claros al corto, mediano y largo plazo buscando la optimización de las funciones y al mejoramiento de las competencias de los efectivos que dirige los bomberos Comas N° 124 para ello se tiene que implementar un plan preventivo de stress de acuerdo a la calidad de voz analizada, así mismo se debe definir Indicadores clave de desempeño del equipo bomberil.
- d. Potenciar el adiestramiento en el equipo involucrado las Redes Neuronales, con la finalidad de contar con recursos especializados en la Compañía de Bomberos Comas N° 124 y de esta manera identificar la intensidad de la voz para detectar el stress que permita la presentación de datos para la decisión.

VIII REFERENCIAS

- Amazon. (2023). *¿Qué es una red neuronal? - Explicación de las redes neuronales artificiales*
- AWS. Amazon Web Services, Inc. <https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/>
- Araujo, Pérez, Rodriguez, W. (2018). Aplicación de una Red Neuronal Convolutiva para el Reconocimiento de Personas a Través de la Voz. *Proc. Sexta Conferencia Nacional de Computación, Informática y Sistemas*, 77-81.
<https://www.academia.edu/download/58062594/CoNCISa2018-p077-081.pdf>
- Arias (2021). *Diseño y metodología de la investigación*. Enfoques Consulting EIRL.
<http://repositorio.concytec.gob.pe/handle/20.500.12390/2260>
- Baena Paz, G. M. E. B. (2017). *Metodología de la Investigación*. Grupo Editorial Patria.
- Balbuena, (2022). *Modelos de detección de emociones en texto y rostros para agentes conversacionales multimodales*.
<https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/22090>
- Begazo, Aguilera, y Dongo. *A Combined CNN Architecture for Speech Emotion Recognition*.
- Cabeza-Andrade, Andrade, y Torres (2018). *Introducción a la metodología de la investigación científica*. Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE.
<http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/handle/21000/15424>
- Campbell-Stanley. (1963). *Campbell-Stanley diseños experimentales-y-cuasiexperimentales en la investigación* Discúos—Studocu. <https://www.studocu.com/es-ar/document/universidad-autonoma-de-entre-rios/metodologia-de-la-investigacion/campbell-stanley-disenos-experimentales-y-cuasiexperimentales-en-la-investigacion/13678829>

- Cellejas-Rocha, Rocha, & Hernández. (2019). *La soledad: El desafío silencioso que afecta nuestra salud* | *Top Doctors*. <https://www.topdoctors.mx/articulos-medicos/la-soledad-el-desafio-silencioso-que-afecta-nuestra-salud/>
- Chien, & Medina. (2020). *Evaluación de trastornos mentales de ansiedad y depresión via chatbot*. <https://repositorio.ulima.edu.pe/handle/20.500.12724/13253>
- Cuerpo General de Bomberos Voluntarios del Peru. (2020). http://www.bomberosperu.gob.pe/portal/net_principal.aspx
- De la Cruz (2022). *Estrés estudiantil universitario basado en redes neuronales profundas, en pandemia covid-19, 2021*. <http://repositorio.unsch.edu.pe/handle/UNSCH/5191>
- Diccionario de la lengua española* | *Obra académica* | *Real Academia Española*. (2020). <https://www.rae.es/obras-academicas/diccionarios/diccionario-de-la-lengua-espanola>
- Escudero, y Cortez (2018). *Técnicas y métodos cualitativos para la investigación*. <https://www.studocu.com/ec/document/universidad-tecnica-de-machala/formulacion-de-proyectos/escudero-y-cortez-2018/30431798>
- Fidias. (2012). *El Proyecto de Investigación. Introducción a la Metodología Científica. 5ta. Edición*.
- Fukushima, (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193-202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- Guerrón, (2023). *Sistema de reconocimiento de emociones a través de la voz, mediante técnicas de aprendizaje profundo* [B.S. thesis]. <http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/14203>
- Hernández. (2020). *Análisis de la voz y clasificación de emociones mediante técnicas de Deep Learning* [Masters, E.T.S. de Ingenieros Informáticos (UPM)]. <https://oa.upm.es/63715/>

- Hernández, (2021). *Emociones en señales de voz: Reconocimiento con redes neuronales profundas*. [B.S. thesis, Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/363290>
- IBM. (2022). *¿Qué son las redes neuronales?* | IBM. <https://www.ibm.com/es-es/topics/neural-networks>
- Khalil, Jones, Babar,. Speech Emotion Recognition using Deep Learning Techniques: A Review. *IEEE Access*.
- Kingma, (2017). *Adam: A Method for Stochastic Optimization* (No. arXiv:1412.6980). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>
- LeCun-Boser (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1(4), 541-551. <https://doi.org/10.1162/neco.1989.1.4.541>
- López Fernández, Avello Martínez, Palmero Urquiza y Álvarez, M. (2019). Validación de instrumentos como garantía de la credibilidad en las investigaciones científicas. *Revista cubana de medicina militar*, 48. http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0138-65572019000500011&script=sci_arttext&tlng=pt
- Miikkulainen, (2017). Topology of a Neural Network. En C. Sammut & G. I. Webb (Eds.), *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* (pp. 1281-1281). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1_843
- Morán, Pérez, y Rodriguez, W. (2018). *Reconocimiento de Estados Emocionales de Personas Mediante la Voz Utilizando Algoritmos de Aprendizaje de Máquina*.
- Moreyra-Ruiz, y Olivas-Ugarte (2023). *Escala de Inteligencia Emocional de Wong-Law (WLEIS-S): Propiedades psicométricas y datos normativos en población adulta peruana*. 26.
- Navarro (2022). *Reconocimiento de emociones a partir de la voz utilizando deep learning* [Masters, E.T.S. de Ingenieros Informáticos (UPM)]. <https://oa.upm.es/71351/>

Novelda, (2024). *Reconocimiento de emociones y su posterior detección mediante el uso de una cámara*. <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/139981>

Presidencia del Consejo de Ministros del Perú, No. 1260 (2016).

Qian,(1999). On the momentum term in gradient descent learning algorithms. *Neural Networks*, 12(1), 145-151. [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(98\)00116-6](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(98)00116-6)

Romero, (2022). Creación de una red neuronal artificial para predecir el comportamiento de las plataformas MOOC sobre la agenda 2030 y los objetivos para el desarrollo sostenible. *Vivat Academia*, 155, 18. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8307792>

Soriano, (2016). *EL LENGUAJE DE LAS EMOCIONES*.

Vicuña. (2023). Estrés traumático secundario y ansiedad en bomberos de Lima. *Universidad Nacional Mayor de San Marcos*. <https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/19584>

IX ANEXOS

Anexo A:

Matriz Operacional de Variables

VARIABLES	DEFINICION CONCEPTUAL	DEFINICION OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES
Variable Independiente				
Utilización de las Redes Neuronales	Una red neuronal es un método de la inteligencia artificial que enseña a las computadoras a procesar datos de una manera que está inspirada en la forma en que lo hace el cerebro humano.	Aprende por sí mismo del entorno y de los errores del pasado. Entrenamiento más largo y mayor precisión	Eficacia del modelo	Aprendisaje Automatico
			Flexibilidad del modelo	Señales de Ruido
Variable Dependiente				
Identificacion de Emociones Mediante la Voz	Es un campo de estudio y aplicación en el que se utiliza la tecnología, como el procesamiento de la habla y el aprendizaje automático, para determinar y clasificar las emociones que una persona está expresando a través de su voz. .	Una parte fundamental de la inteligencia emocional es el saber identificar las emociones propias y de los demás. Es posible, y no muy difícil, detectar las emociones en la voz, ya que esta cambia en función de cómo una persona se siente	Características acusticas de la Voz	Parámetros de la señal de voz
			Arquitectura de la Red Neuronal	Número de capas ocultas, número de neuronas por capa, funciones de activación utilizadas, algoritmo de entrenamiento
			Estrategia del Modelado	Procesamiento estático a nivel de elocución completa aplicando funciones estadísticas sobre características de bajo nivel, o procesamiento dinámico que captura la evolución temporal de las características.

Anexo B:

Matriz de Consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES	DIMENSION	INDICADORES
Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Independiente		
¿Cómo la utilización de las redes neuronales identifica las emociones mediante la voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?	Analizar y proponer un algoritmo de reconocimiento de emociones a partir del análisis de la voz, con la finalidad de mejorar el desempeño de los bomberos de CGBVP N°124, Lima – 2023.	Las redes neuronales ayuda significativamente con la identificación de emociones mediante la voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023	Utilización de Redes Neuronales	Eficacia del Modelo	Aprendizaje Automático
				Flexibilidad del Modelo	Señales de Ruido
Problema Especifica	Objetivo Especifico	Hipótesis Especifica	Variable Dependiente		
¿De qué manera las Redes Neuronales identifican los sentimientos mediante la voz para detectar las emociones de los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?	Proponer un sistema de reconocimiento basado en redes neuronales que sea capaz de clasificar siete (7) emociones a partir de características de señales de voz. El sistema utilizará la información espectral de las señales de voz	Las redes neuronales se relaciona significativamente con los sentimiento mediante la voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023	Identificación de emociones mediante la voz	Sentimientos	(1) ira, (2) aburrimiento, (3) ansiedad, (4) felicidad, (5) tristeza, (6) disgusto, y (7) neutral
¿De qué manera las redes neuronales identifica la cadidad de voz para detectar la emoción de los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?	Validar el rendimiento del algoritmo de reconocimiento de emociones, usando medidas de rendimiento para aprendizaje supervisado.	Las redes neuronales se relaciona significativamente con la calidad de voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023		Calidad de Voz	01 = buena 02= mala
¿De qué manera las redes neuronales identifica la intensidad de voz para detectar la emoción de los bomberos de Comas N°124, lima – 2023?	Proponer un algoritmo de reconocimiento de emociones vía voz y que utilice técnicas de aprendizaje profundo.	Las redes neuronales se relaciona significativamente con la intesidad de voz para los bomberos de Comas N°124, lima – 2023		Intensidad Emocional	01 = mucho mas alto, 02 = inferior, 03 = mas bajo, 04 = mas alto

Anexo C:*Instrumento de validez y confiabilidad - Emoción*

Variable	Dim.	Indicador	Preguntas	Totalmente desacuerdo	En desacuerdo	Ni acuerdo ni desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
				1	2	3	4	5
Variable Dependiente (Identificación de emociones mediante la voz)	Emociones		¿Cree usted que la red neuronal para emociones					
		1	ayudara a detectar las reacciones emocionales					
			psicológicas del efectivo bomberil?					
			¿Crees que el sistema garantizará que solo los					
		(1) ira,	2 efectivos autorizados puedan acceder a la información					
		(2) aburrimiento,	de emociones?					
		(3) ansiedad,	En términos de la confidencialidad de la información,					
		(4) felicidad,	3 ¿Te sientes seguro/a al usar el sistema para detectar					
		(5) tristeza,	tus emociones?					
		(6) disgusto, y	4 ¿Consideras que la red neuronal será fácil de aprender					
		(7) neutral	y utilizar para los efectivos en servicio?					
			En tu opinión, ¿Cree que es importante utilizar un					
			5 sistema de redes neuronales para saber tus					
			emociones?					

-
- 6 ¿Crees que la red neuronal debería tener una interfaz amigable?
- 7 ¿Crees que la red neuronal sea capaz de detectar tus emociones por la voz?
- 8 ¿Te sentirías capacitado/a para realizar tareas básicas para registrarte en las redes neuronales?
- 9 ¿Crees que la red neuronal tendrá la capacidad de fortalecer la base de datos y lograr mayor efectividad en la detección de emociones?
- 10 ¿Crees que la implementación de una red neuronal ayudara en cumplir los protocolos y así reducir la falla en la emergencia?
-

Anexo D:*Instrumento de validez y confiabilidad - Intensidad*

Variable	Dim	Indicador	Preguntas	Totalmente desacuerdo	En desacuerdo	Ni acuerdo ni desacuerdo	De acuerdo	Totalmente de acuerdo
				1	2	3	4	5
Variable Dependiente (Identificación de emociones mediante la voz)	Intensidad	01 = mucho más alto, 02 = inferior, 03 = más bajo, 04 = más alto	1 ¿Esperas que la red neuronal detecte tus emociones con la intensidad de tu voz?					
			2 ¿Crees que el sistema de red neuronal pueda ser aplicado antes y después de cada emergencia?					
			3 ¿Crees que la intensidad de la voz está relacionada con la emoción del bombero?					
			4 ¿Consideras que la red neuronal ayudara a analizar la intensidad y la frecuencia de la voz?					
			5 ¿Crees que si una persona habla con una intensidad fuerte está relacionado con su emoción?					
			6 ¿Crees que el auto aprendizaje continuo de la red neuronal ayudara a reconocer tu voz?					
			7 ¿Consideras que la intensidad de la voz afecta en forma negativa a tu salud?					

- ¿Crees que la red neuronal pueda ser una herramienta
- 8 de selección de efectivos bomberiles para atender
emergencias?
- 9 ¿Consideras que la intensidad de la voz puede ser un
indicador de tu estado emocional?
- 10 ¿Consideras que la intensidad de tu voz pueda ser
medido por una red neuronal?
-

Anexo E:

Juicio de Expertos - Primer Asesor



UNIVERSIDAD NACIONAL FEDERICO VILLARREAL
FACULTAD DE INGENIERIA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA DE SISTEMAS

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN
JUICIO DE EXPERTOS

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombres: **LEZAMA GONZALES, PEDRO MARTIN**
 1.2. Grado académico: **DOCTOR EN INGENIERÍA DE SISTEMAS**
 1.3. Cargo e institución donde labora: **DOCENTE UNIVESITARIO - UNFV**
 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: **CUESTIONARIO**
 1.5. Autor(A) de instrumento: **CHUQUI SALINAS, FREDDY HERNAN**
 1.6. Criterios de aplicabilidad:
 a. De 01 a 09: (No válido, reformular)
 b. De 10 a 12: (No válido, modificar)
 c. De 13 a 15: (Válido, mejorar)
 d. De 16 a 17: (Válido, precisar)
 e. De 19 a 20: (Válido aplicar)

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADORES DE EVALUACION DEL INSTRUMENTO	CRITERIOS CUALITATIVOS CUANTITATIVOS	Deficiente (01-09)	Regular (10-12)	Bueno (13-15)	Muy Bueno (16-18)	Excelente (19-20)
		1	2	3	4	5
1. CLARIDAD	Esta formulado con lenguaje comprensible.					X
2. OBJETIVIDAD	Esta adecuado a las leyes y principios científicos.					X
3. ACTUALIDAD	Esta adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación.					X
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica.					X
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales.					X
6. INTENCIONALIDAD	Esta adecuado para valorar las variables de la Hipótesis.					X
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos.					X
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas, objetivos, hipótesis, variables e indicadores.					X
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis.					X
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico.					X

VALORACIÓN CUANTITATIVA (TOTAL X 0.4):

Lima, 29 de noviembre del 2023

VALORACIÓN CUALITATIVA:

OPINIÓN DE APLICABILIDAD:

FIRMA DEL EXPERTO INFORMANTE

DNI No: 09656793

Telf.: 945473135

Anexo F:**Juicio de Expertos - Segundo Asesor**

UNIVERSIDAD NACIONAL FEDERICO VILLARREAL
FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN
JUICIO DE EXPERTOS

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombre: **JIMENEZ DELGADO SILVIA CECILIA**
- 1.2. Grado académico: **DOCTOR EN INGENIERÍA DE SISTEMAS**
- 1.3. Cargo e institución donde labore: **Magister en la Dirección de Tecnología de la Información-Licenciada en Computación-Consultor en Tecnología de la Información-Poder Judicial.**
- 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: **CUESTIONARIO**
- 1.5. Autor(A) de instrumento: **CHUQUI SALINAS, FREDDY HERNAN**
- 1.6. Criterios de aplicabilidad:

a. De 01 a 09: (No válido, reformular)	d. De 16 a 17: (Válido, precisar)
b. De 10 a 12: (No válido, modificar)	e. De 19 a 20: (Válido aplicar)
c. De 13 a 15: (Válido, mejorar)	

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADORES DE EVALUACIÓN DEL INSTRUMENTO	CRITERIOS CUALITATIVOS CUANTITATIVOS	Deficiente (01-09)	Regula (10-12)	Buena (13-15)	Muy Buena (16-18)	Excelente (19-20)
		1	2	3	4	5
1. CLARIDAD	Este formulado con lenguaje comprensible					X
2. OBJETIVIDAD	Esta adecuado a las leyes y principios científicos					X
3. ACTUALIDAD	Esta adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación.					X
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica					X
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales					X
6. INTENCIONALIDAD	Esta adecuado para valorar las variables de la hipótesis					X
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos					X
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas, objetivos, hipótesis, variables e indicadores					X
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis					X
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico					X

VALORACIÓN CUANTITATIVA (TOTAL X 0.4):

Lima, 29 de noviembre del 2023

VALORACIÓN CUALITATIVA:

OPINIÓN DE APLICABILIDAD:

Silvia Jimenez Delgado
 C. 021942

FIRMA DEL EXPERTO INFORMANTE

DNI No: 07578608

Tel: 999976640

Anexo G:

Juicio de expertos tercer asesor



UNIVERSIDAD NACIONAL FEDERICO VILLARREAL
FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN
JUICIO DE EXPERTOS

I. DATOS GENERALES

- 1.1. Apellidos y Nombres: **APARICIO MONTEVERDE PABLO**
 1.2. Grado académico: **MAGISTER EN INGENIERÍA**
 1.3. Cargo e institución donde labora: **DOCENTE UNIVERSITARIO - UNFV**
 1.4. Nombre del instrumento motivo de evaluación: **CUESTIONARIO**
 1.5. Autor(A) de Instrumento: **CHUQUI SALINAS, FREDDY HERNAN**
 1.6. Criterios de aplicabilidad:
 a. De 01 a 09: (No válido, reformular)
 b. De 10 a 12: (No válido, modificar)
 c. De 13 a 15: (Válido, mejorar)
 d. De 16 a 17: (Válido, precisar)
 e. De 19 a 20: (Válido aplicar)

II. ASPECTOS DE VALIDACIÓN

INDICADORES DE EVALUACIÓN DEL INSTRUMENTO	CRITERIOS CUALITATIVOS CUANTITATIVOS	Deficiente (01-09)	Regula (10-12)	Buena (13-15)	Muy Buena (16-18)	Excelente (19-20)
		1	2	3	4	5
1. CLARIDAD	Está formulado con lenguaje comprensible				X	
2. OBJETIVIDAD	Está adecuado a las leyes y principios científicos				X	
3. ACTUALIDAD	Está adecuado a los objetivos y las necesidades reales de la investigación				X	
4. ORGANIZACIÓN	Existe una organización lógica				X	
5. SUFICIENCIA	Toma en cuenta los aspectos metodológicos esenciales				X	
6. INTENCIONALIDAD	Está adecuado para valorar las variables de la Hipótesis				X	
7. CONSISTENCIA	Se respalda en fundamentos técnicos y/o científicos				X	
8. COHERENCIA	Existe coherencia entre los problemas, objetivos, hipótesis, variables e indicadores				X	
9. METODOLOGÍA	La estrategia responde una metodología y diseño aplicados para lograr probar las hipótesis				X	
10. PERTINENCIA	El instrumento muestra la relación entre los componentes de la investigación y su adecuación al Método Científico				X	

VALORACIÓN CUANTITATIVA (TOTAL X 0.4):

Lima, 29 de noviembre del 2023

VALORACIÓN CUALITATIVA:

OPINIÓN DE APLICABILIDAD:

MSC PABLO APARICIO M.

DNI No 25694430

Telf.:

Anexo H:

Imágenes de Carga SPSS

[illegible]