

CARATULA



UNIVERSIDAD TÉCNICA PARTICULAR DE LOJA

La Universidad Católica de Loja

ÁREA TÉCNICA

TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS INFORMÁTICOS Y
COMPUTACIÓN

**Análisis y reconocimiento de la expresión facial de la emoción en video de
personas con demencia.**

TRABAJO DE TITULACIÓN.

AUTORA: Narváez Ríos, Magaly Margarita

DIRECTORA: Arias Tapia, Susana Alexandra, Msc.

LOJA – ECUADOR

2016

APROBACIÓN DE LA DIRECTORA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Magister.

Susana Alexandra Arias Tapia.

DOCENTE DE LA TITULACIÓN

De mi consideración:

El presente trabajo de titulación: Análisis y reconocimiento de la expresión facial de la emoción en video de personas con demencia realizado por Narváez Ríos Magaly Margarita, ha sido orientado y revisado durante su ejecución, por cuanto se aprueba la presentación del mismo.

Loja, septiembre de 2016

f).

DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y CESIÓN DE DERECHOS

“Yo, Narvárez Rios Magaly Margarita, declaro ser autor(a) del presente trabajo de titulación: Análisis y reconocimiento de la expresión facial de la emoción en video de personas con demencia, de la Titulación de Sistemas Informáticos y Computación, siendo Susana Alexandra Arias Tapia director(a) del presente trabajo; y eximo expresamente a la Universidad Técnica Particular de Loja y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales. Además certifico que las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo investigativo, son de mi exclusiva responsabilidad.

Adicionalmente declaro conocer y aceptar la disposición del Art. 88 del Estatuto Orgánico de la Universidad Técnica Particular de Loja que en su parte pertinente textualmente dice: “Forman parte del patrimonio de la Universidad la propiedad intelectual de investigaciones, trabajos científicos o técnicos y tesis de grado que se realicen a través, o con el apoyo financiero, académico o institucional (operativo) de la Universidad”.

f.....

Autora: Narvárez Rios Magaly Margarita

Cédula: 1104509144

DEDICATORIA

Este proyecto va dedicado en primer lugar a Dios y al Espíritu Santo quien me sabido dar la sabiduría para concluir de la mejor manera y vivir esta experiencia que ha sido muy satisfactoria en mi vida.

A mis padres Rogelio y Magaly, a mi hermana Yisley y mi abuelita Bona Rios, por el apoyo brindando en esta meta planteada, porque sin su apoyo en este camino de mi vida no lo hubiera logrado, gracias por inculcarme todos los valores y no dejarme rendir ante cualquier adversidad.

A mi novio David por su apoyo incondicional en esta etapa de mi carrera universitaria.

A los docentes por brindarme sus conocimientos, ya que sin su aporte no hubiera sido posible culminar con éxitos mis estudios.

A mis amigos y compañeros que han estado conmigo, y a las personas que no confiaron en mí porque gracias a ellos confié en mi misma y no me di por vencida.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios, al Espíritu Santo por ser mi guía en cada camino de mi vida.

De forma especial agradezco a la Ing. Susana Arias, al Ing. Héctor Gómez por haberme guiado en el transcurso del proyecto mil gracias.

A mis amados padres y a mi familia por todo el cariño y el apoyo brindando.

A mis amigos que confiaron en mí, con quienes pude culminar esta trayectoria de mi vida.

Muchas gracias a todos, porque con su apoyo pude culminar el proyecto, el cual se ha invertido mucho esfuerzo y dedicación.

Magaly Margarita Narváez Rios

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CARATULA	i
APROBACIÓN DE LA DIRECTORA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	ii
DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y CESIÓN DE DERECHOS.....	iii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTO	v
INDICE DE CONTENIDOS	vi
INDICE DE TABLAS	ix
INDICE DE FIGURAS.....	x
INDICE DE ILUSTRACIÓN.....	xi
INDICE DE ANEXOS.....	xii
RESUMEN.....	1
ABSTRACT	2
INTRODUCCIÓN.....	3
HIPÓTESIS	4
OBJETIVOS	5
CAPITULO I: ANÁLISIS DE LA PROBLEMÁTICA.....	6
1.1. Problemática.....	7
1.2. Alcance de la investigación.....	7
1.3. Descripción del Proyecto	7
1.4. Resultados Esperados.....	8
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL	9
2.1. Demencia.....	10
2.1.1. Enfermedad de Alzheimer.....	10
2.2. Minería de Texto	10
2.3. Corpus	11
2.4. Análisis de Sentimientos	11
2.5. Técnicas de Análisis de Sentimientos	12
2.6. Trabajos relacionados	13
2.6.1. Análisis de Imágenes	13
2.6.1.1. Evaluación subjetiva de emociones en niños con Síndrome de Down por medio de un instrumento llamado EMODIANA.	13
2.6.1.2. Métodos para la detección de emociones faciales en imágenes de video.	14
2.6.1.3. Técnicas para identificar emociones básicas en sistemas inteligentes.....	16
2.6.1.4. Programas informáticos capaces de descifrar movimientos corporales y obtener a través de ello las emociones (video).	17
2.6.2. Análisis de Texto.....	17
2.6.2.1. Sistema de clasificación de polaridad en textos en español.....	17
2.6.2.2. Repositorios documentales mediante técnicas de Minería de Texto.	18
2.6.2.3. Métodos para identificar emociones y sentimientos en texto.....	19

CAPITULO III: METODOLOGÍA	24
3.1. Descripción.....	25
3.2. Herramientas de Programación Utilizadas.....	25
3.3. Procedimiento	26
3.3.1. Fase I: Análisis de Video.....	27
3.3.1.1. Emociones Humanas en Imágenes “HUMAN EMOTION RECOGNITION” ...	27
3.3.2. Fase II: Análisis de Sentimientos.	29
3.3.2.1. Diagrama de la metodología CRISP-DM.	31
3.3.2.2. Desarrollo de la Metodología.....	32
Fase I: Determinar el propósito del estudio.....	32
Fase II: Exploración de la disponibilidad y la naturaleza de los datos	32
2.1. Análisis de las Transcripciones de video en pacientes con Alzheimer.....	32
2.2. Elaboración del Corpus y análisis de sus datos.....	33
Fase III. Preparación de los datos.....	34
Actividad I: Establecer el corpus.....	35
Actividad II: Pre procesamiento de Texto	36
CAPITULO IV: CREACIÓN DEL CORPUS E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS SUPERVISADOS	45
4.1. Descripción del corpus.....	46
4.2. Modelado de la Red Bayesiana Multinomial.....	49
4.3. Implementación de los clasificadores utilizando el framework NLTK y Sci-kit Learn de Python.	53
4.3.1. Implementación del Algoritmo Naive Bayes Ingenuo con NLTK.	54
4.3.2. Implementación del Algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial.	57
CAPITULO V: RESULTADOS	60
5.1. Análisis de Resultados de Experimentación.....	61
5.1.1. Clasificación de polaridad a nivel de documento con el algoritmo de análisis de sentimientos básicos en Python.	61
5.1.2. Clasificación de polaridad a nivel de frases previamente clasificado por un experto humano.	64
5.2. Análisis de los resultados obtenidos por el software Human Emotion Recognition.	67
5.3. Análisis de Sensibilidad y Especificidad de los resultados a pacientes evaluados por el sistema de clasificación de texto y el Software Human Emotion Recognition.....	67
5.4. Desarrollo de Interfaz gráfica para la visualización de resultados entre el software Human Emotion Recognition (HER) y el análisis de polaridad.....	73
CONCLUSIONES	78
RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	80
ANEXOS.....	81
1. Anexo	82
2. Anexo	83
3. Anexo	86

4. Anexo	100
5. Anexo	101
BIBLIOGRAFIA.....	103

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Resumen de las etapas entre KDD , SEMMA y CRISP -DM.....	30
Tabla 2. Ejemplo de Red Bayesiana Multinomial del Conjunto de Datos de Entrenamiento y Prueba	42
Tabla 3. Ficheros de Entrenamiento (Muestra).....	46
Tabla 4. Lista de Tratamiento de Frases de Entrenamiento	48
Tabla 5. Presencia de unigramas de la lista de características	52
Tabla 6. Clasificación previa de las conversaciones utilizando un algoritmo de análisis de sentimientos básicos obtenidos mediante un análisis de las palabras + y – de un diccionario.....	62
Tabla 7. Composición del corpus de entrenamiento	65
Tabla 8. Composición del corpus de entrenamiento balanceado.	65
Tabla 9. Comparación de Resultados de precisión del corpus completo y balanceado de los modelos Naive de Bayes y Multinomial	65
Tabla 10. Resultado del entrenamiento del clasificador Bayesiano ingenuo y Multinomial de las conversaciones.....	66
Tabla 11. Resultados de las emociones obtenidos del HER	67
Tabla 12. Resultados después de aplicar la metodología	68
Tabla 13. Matriz de Confusión.	69
Tabla 14. Matriz de Confusión resultante	70
Tabla 15. Análisis de sensibilidad y especificidad utilizando los resultados de la polaridad en texto y las emociones en video por el software Human Emotion Recognition (HER).	71
Tabla 16. Matriz de Confusión utilizando una tasa de proyección para equilibrar la muestra.	72
Tabla 17. Análisis de sensibilidad y especificidad utilizando los resultados de la polaridad en texto y las emociones en video por el software Human Emotion Recognition (HER) con una tasa de proyección equilibrada en la muestra.	73
Tabla 18. Valoración para evaluar las emociones	86
Tabla 19. Interpretación de los valores del índice Kappa según el rango de valores	87
Tabla 20. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro1.....	87
Tabla 21. Resultados del Coeficiente de Kappa	89
Tabla 22. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.2.....	90
Tabla 23. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.3.....	93
Tabla 24. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.4.....	96
Tabla 25. Resultados obtenidos del Coeficiente Kappa de los 10 videos	99

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Identificación de emociones básicas por el software Human Emotion Recognition (HER) ..	28
Figura 2. Diagrama de Metodología CRISP-DM.....	31
Figura 3. Proceso de Análisis de Sentimientos.....	32
Figura 4. Representación gráfica del proceso de clasificación de texto	35
Figura 5. Tratamiento de la lista de conversaciones.....	36
Figura 6.Representación vectorial del corpus	37
Figura 7. Lista de Palabras	37
Figura 8. Conversión de los documentos con el vector característica.....	38
Figura 9. Arquitectura del Sistema de Clasificación.....	40
Figura 10. Composición del corpus de prueba	53
Figura 11.Codigo para inicializar los vectores	54
Figura 12. Código para la lista de características según la frecuencia.....	54
Figura 13. Método de conversión de la conversación con la lista de características.	55
Figura 14. Variables que contienen el entrenamiento y datos de prueba del clasificador.....	55
Figura 15. Training_set con estructura TRUE Y FALSE para el entrenamiento del clasificador.	55
Figura 16. Objeto que contiene el clasificador entrenado.....	55
Figura 17. Proceso de conversión de las conversaciones a Vector de palabras	55
Figura 18. Cálculo de precisión y recall	56
Figura 19. Objeto del clasificador.....	56
Figura 20. Evaluación de Nuevas Conversaciones	57
Figura 21. Importaciones del framework Sci-Kit Learn	57
Figura 22. Inicialización del Clasificador de Redes Bayesianas Multinomial	57
Figura 23. Importaciones para el cálculo de precisión y recall	58
Figura 24. Calculo de precisión y recall del Clasificador de Redes Bayesianas Multinomial	58
Figura 25. Análisis de nuevas conversaciones utilizando el algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial	59
Figura 26. Interfaz Gráfica para obtener los resultados en pacientes que reflejan las emociones en video y su polaridad en el texto.	74
Figura 27. Lista de Pacientes a ser evaluados en las emociones de video y texto.....	75
Figura 28. Datos personales del paciente.....	75
Figura 29. Histograma de las emociones del paciente en video y texto.....	76
Figura 30. Resultados de Categorización de cada paciente con Alzheimer en video y texto.	76
Figura 31.Resultados de Categorización de cada paciente grupo control en video y texto.	77
Figura 32. Guardar los resultados de la categorización de los pacientes	77

ÍNDICE DE ILUSTRACIÓN

Ilustración 1. Proceso de minería de texto	11
Ilustración 2. Etapas en el diseño de un clasificador	12
Ilustración 3. Extracto del corpus de un paciente de la notación Y (Entrevistado)	34
Ilustración 4. Resultado del entrenamiento del clasificador bayesiano	50
Ilustración 5. Lista de características y su ocurrencia	52
Ilustración 6. Palabras más informativas del Clasificador	56
Ilustración 7. Muestra de resultados de la Clasificación de una conversación con Naive Bayes.	57
Ilustración 8. Resultados de Clasificación de una conversación con Redes Bayesianas Multinomial .	59
Ilustración 9. . Resultados de la experimentación como test.	62
Ilustración 10. Palabras con mayor peso para la identificación de la polaridad a nivel del documento	63
Ilustración 11. Características más relevantes del entrenamiento	66
Ilustración 12. Emociones que prevalecen en el video 1	88
Ilustración 13. Grafica de los resultados de concordancia al azar y acuerdo para Coeficiente de Kappa.	89
Ilustración 14. Emociones Faciales que prevalecen en el Video 2	90
Ilustración 15. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro2.	92
Ilustración 16. Emociones Faciales que prevalecen en el video 3	93
Ilustración 17. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro3.	95
Ilustración 18. Emociones faciales que prevalecen en el video 3	96
Ilustración 19. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro4.	98
Ilustración 20. Clasificación con Red Bayesiana Multinomial de la Conversación1 de un paciente con Alzheimer.....	101
Ilustración 21. Clasificación con Naive Bayes de la Conversación1 de un paciente con Alzheimer ..	101
Ilustración 22. Clasificación con Naive Bayes de la Conversación 7 de un paciente con Alzheimer .	102
Ilustración 23. Clasificación con Red Bayesiana Multinomial de la Conversación 7 de un paciente con Alzheimer.....	102

INDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Consentimiento Informado a familiares de los pacientes con Alzheimer.	82
Anexo 2. Formato de las transcripciones de videos de pacientes con Alzheimer.....	83
Anexo 3. Coeficiente de Kappa en base a los videos tomados en la Fundación Perpetuo Socorro y videos del Hospital del Adulto Mayor y Casa del Adulto Mayor Catamayo de las personas con demencia tipo Alzheimer.....	86
Anexo 4. Lista de palabras de Stop Word.....	100

RESUMEN

La demencia es un síndrome de deterioro neurodegenerativo en donde intervienen las funciones cognitivas, una de estas demencias es la enfermedad de Alzheimer que afecta al reconocimiento de las expresiones faciales de la emoción y pierden progresivamente la manera de expresar las mismas, es por ello que en la presente investigación se realizó un análisis y reconocimiento de la expresión facial de la emoción mediante el uso de video en pacientes que padecen la enfermedad de Alzheimer analizando la polaridad en el texto de las conversaciones grabadas a los pacientes investigados para luego ser corroborado con el software de reconocimiento de emociones faciales llamado Human Emotion Recognition (HER), aplicando la metodología CRISP-DM. Con el resultado de esta investigación se realizó el análisis correlacional de los datos obtenidos en la interfaz gráfica donde se demuestra que existe disociación entre las emociones en video y polaridad en texto de los pacientes investigados.

PALABRAS CLAVES: expresiones faciales, polaridad en texto, análisis de emociones, Alzheimer.

ABSTRACT

Dementia is a syndrome of neurodegenerative impairment where cognitive functions involved, one of these dementias is the Alzheimer's disease that affects the recognition of facial expressions of emotion and gradually lose their way of expressing themselves, is why in this research analysis and recognition of facial expression of emotion by using video in patients suffering from Alzheimer's disease by analyzing the polarity in the text of the recorded conversations patients investigated then be corroborated with the software was made recognition of facial emotions called Human emotion recognition (HER), using the CRISP-DM methodology. With the result of this investigation the correlational analysis of data obtained in the graphical interface which shows that there is dissociation between emotions in video and text polarity investigated patients was performed.

Keywords: Facial expressions, polarity text, emotion analysis, Alzheimer.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de la investigación permite brindar un aporte para la detección temprana de la enfermedad que presentan los pacientes con Alzheimer, y de esa forma controlar que esta siga avanzando, por lo tanto es necesario analizar y reconocer la expresión facial de la emoción humana en videos de personas con Alzheimer, en vista de que personas con este tipo de demencia pierden progresivamente la manera de expresar sus emociones y provoca que los familiares no puedan atender adecuada y oportunamente su tratamiento. Para ello se propone trabajar con el software Human Emotion Recognition (HER), dicho software analiza videos de pacientes con Alzheimer y de personas cognitivamente normales, en donde se identificó las emociones básicas y se corroboró estos resultados con el análisis de la polaridad de texto en las conversaciones filmadas de los pacientes. El desarrollo incluye una interfaz gráfica que permita la visualización de los resultados obtenidos del software Human Emotion Recognition (HER) y la clasificación del texto de las conversaciones, para luego ser validados por el experto.

Con respecto a la clasificación de las conversaciones de pacientes con Alzheimer, se utiliza técnicas de aprendizaje supervisado, con el fin de determinar que polaridades son generadas por los pacientes con Alzheimer.

Hace poco tiempo se ha empezado a investigar el deterioro que puede causar la enfermedad a otros niveles como el reconocimiento de las expresiones faciales emocionales, el estudio de las emociones humanas ha sido de mucho interés para la Psicología y la Sociología, es por ello que los investigadores discrepan en el número de emociones básicas, pero existe consenso para incluir entre ellas, la alegría, la ira, el miedo, la tristeza, la sorpresa y la repugnancia. Según (Darwin, 1872) existen emociones básicas faciales como la alegría, la cual incrementa la capacidad para disfrutar diferentes aspectos de la vida, generando actitudes positivas para sí mismo y para los demás, la ira que se percibe como una fuerte sensación de impulsividad, lo que hace que la reacción sea rápida e inmediata para solucionar un problema, el miedo que produce reacciones de defensa del organismo, la tristeza se produce en situaciones de indefensión o pérdida, facilita la valoración de otros aspectos de la vida que antes de la pérdida no se la valoraba, la sorpresa facilita el apareamiento de las conductas apropiadas ante situaciones novedosas, la repugnancia vivida como una necesidad de alejamiento de lo que se repugna (Ekman, 2003).

Hay trabajos previos en identificación de emociones básicas desde texto, imágenes de video, audio, entre otros, pero no existen trabajos que permitan identificar las emociones básicas y análisis de polaridad a partir de un corpus de videos en español.

En el primer capítulo se aborda el análisis de la problemática de lo que se pretende realizar en esta investigación, en el segundo capítulo se desarrolló el marco teórico y conceptual donde se estudia los conceptos básicos de demencia, técnicas empleadas para la detección de emociones tanto en texto como en video y trabajos relacionados al trabajo de fin de titulación, en el capítulo tres se detalla cada fase de la metodología propuesta para el análisis y reconocimiento de emociones humanas en personas con Alzheimer, así como las técnicas que se utiliza para la detección de emociones en texto y en vídeo, y como fase final de la metodología planteada se presenta la experimentación realizada para la minería de texto utilizando algoritmos de Naive Bayes y Red Bayesiana Multinomial en el lenguaje de programación Python.

Finalmente en las conclusiones y recomendaciones se detallaron los resultados obtenidos, agregando propuestas de trabajos futuros que pueden dar continuidad a este proyecto para cumplir con nuevas metas.

HIPÓTESIS

- El análisis de reconocimiento de expresión facial en videos de personas con Alzheimer permite identificar la disociación entre su expresión facial y lingüística.

OBJETIVOS

Objetivo General:

- ✓ Analizar y reconocer la expresión facial de la emoción mediante el uso de video en pacientes que padecen la enfermedad de Alzheimer.

Objetivos Específicos:

- ✓ Analizar las emociones básicas positivas y negativas de los videos de pacientes con Alzheimer.
- ✓ Obtener la frecuencia de cambio emocional de la expresión facial de pacientes con Alzheimer.
- ✓ Analizar la orientación del sentimiento en las transcripciones de los videos.
- ✓ Desarrollar una interfaz gráfica para la visualización de los resultados analizados para ser validados por el experto.

CAPITULO I: ANÁLISIS DE LA PROBLEMÁTICA

1.1. Problemática

Hoy en día existen pocos métodos de detección temprana de la enfermedad que presentan los pacientes con Alzheimer, y la mayoría de ellos son invasivos para el paciente lo que trae como consecuencia que no exista un control en el avance de la enfermedad, por lo tanto el problema se encuentra centrado en dos puntos: En el análisis y reconocimiento de los cambios emocionales en pacientes con Alzheimer, y como aporte a investigadores para la detección temprana de este tipo de demencia.

La muestra para el estudio de reconocimiento de expresión facial en pacientes con Alzheimer, debe ser analizada con cuidado por el intervalo de edad entre los pacientes que varía de 60 a 90 años. Este rango es importante en una enfermedad como la demencia de Alzheimer que es progresiva y avanza con la edad, en estas circunstancias es necesario utilizar métodos no invasivos que pueden ser probados con personas de cualquier edad, tomando en cuenta que los métodos invasivos traen consecuencias futuras en la salud de pacientes con edad avanzada.

1.2. Alcance de la investigación

Partiendo del análisis de las transcripciones de los videos en pacientes con Alzheimer, se desarrollará un clasificador textual permitiendo la detección de su polaridad, para luego correlacionar con la información obtenida por el software Human Emotion Recognition (HER), el cual analiza los videos e identifica las emociones básicas de las expresiones faciales del paciente y de esta manera determinar si se presenta una disociación entre lo que dice y su expresión facial.

Para lograr el alcance se seleccionaron 4 pacientes de la Fundación Perpetuo Socorro de Quito, 4 el Hospital del Adulto Mayor de Quito, y 2 del Centro de Adulto Mayor del cantón Catamayo.

1.3. Descripción del Proyecto

El Trabajo de Fin de Titulación consiste en analizar y reconocer la expresión facial de las emociones humanas en videos de personas con demencia tipo Alzheimer, en este sentido las personas con este padecimiento pierde progresivamente la forma de expresar sus emociones lo que provoca que los cuidadores no los puedan atender adecuada y oportunamente en su tratamiento. Por lo tanto la investigación se convierte en una herramienta que ayuda a investigadores en la detección temprana de la enfermedad en personas con Alzheimer.

Bajo estas consideraciones, la propuesta es trabajar con el software Human Emotion Recognition (HER) desarrollado en la sección de Inteligencia Artificial de la UTPL y el desarrollo de un clasificador textual utilizando técnicas de aprendizaje supervisado, con el fin de determinar que polaridades son generadas por los pacientes con Alzheimer internados en la Fundación Perpetuo Socorro de la ciudad de Quito y a personas cognitivamente normales.

Cabe recalcar que para completar la información requerida fue necesario realizar la toma de videos a pacientes con Alzheimer del Hospital del Adulto Mayor (Quito), y del Centro del Adulto Mayor (Catamayo), tomando en cuenta las cuestiones legales y éticas mediante la firma de un documento entre las partes en el cual los familiares dan su consentimiento por escrito para la filmación del video del paciente. (**Ver Anexo 1**).

1.4. Resultados Esperados

Los resultados del trabajo de titulación aportarán información valiosa del avance de la enfermedad de Alzheimer al experto (psicólogos, médicos, neuropsicólogos, entre otros) que ayudará a validar su diagnóstico.

Obtener la polaridad del texto de las conversaciones de los videos con el fin de corroborar el análisis de las emociones detectadas por el software Human Emotion Recognition y observar si existe concordancia entre lo que dicen y expresan facialmente los pacientes investigados.

Desarrollar una interfaz gráfica de los resultados del software Human Emotion Recognition (HER) y de la polaridad del texto para luego ser validados por el experto y comprobar la hipótesis propuesta.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO Y CONCEPTUAL

2.1. Demencia

La demencia es un síndrome que puede ser producido por diversas causas, cuyo diagnóstico es clínico basado en el deterioro de las funciones cognitivas respecto al estado previo del paciente.

Es importante señalar que una de las demencias con más frecuencia es la Enfermedad de Alzheimer, siguiendo la demencia con cuerpos de Lewy, la degeneración frontotemporal y la demencia vascular, las cuales pueden cursar sin alteraciones en el paciente durante meses o años, bien por ser ligera o porque queda cubierta por el predominio destacado de otras manifestaciones diferentes (Robles, 2002).

2.1.1. Enfermedad de Alzheimer.

El proceso neurodegenerativo de la Enfermedad de Alzheimer comienza probablemente varios años antes de que aparezcan las primeras manifestaciones clínicas, ya que es una demencia progresiva en la edad adulta y conduce a un estado de incapacidad absoluta y a la muerte (Robles, 2002).

Algunos autores entre ellos (Burnham, 2012) afirma que algunos pacientes con demencia tipo Alzheimer en grado leve tienen un deterioro en el reconocimiento de expresiones faciales de la emoción antes que aparezca un deterioro en el reconocimiento de la identidad facial, lo que implica que pacientes con este tipo de enfermedad no pierdan sus emociones sin embargo no se aprecian en la expresión facial que muestran.

2.2. Minería de Texto

La minería de texto es uno de los campos más actuales en el proceso de investigación del procesamiento de texto, orientado a encontrar patrones y extraer conocimiento desde datos no estructurados en Lenguaje Natural que se encuentran almacenados en bases de datos textuales como correos electrónicos, páginas web, entre otros.

Las técnicas de la minería textual se estructuran básicamente en tres etapas:

- **Etapas de pre-procesamiento:** en la que los textos se transforman en algún tipo de representación estructurada que facilite su análisis.
- **Etapas de representación:** que dependerá de la técnica de pre procesamiento utilizada y determinará a su vez el algoritmo de descubrimiento a utilizar.

- **Etapa de descubrimiento:** en la que a partir de una representación estructurada de la información, se aplican una serie de algoritmos capaces de descubrir regularidades en los textos.

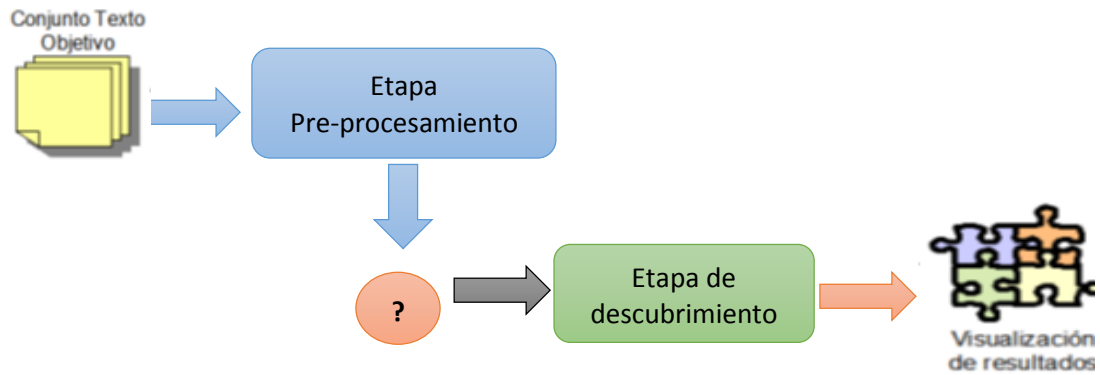


Ilustración 1. Proceso de minería de texto
Elaborado: La Autora.

2.3. Corpus

Es de vital importancia establecer un corpus con el propósito de recolectar todos los documentos referentes al contenido a experimentar, una vez terminado el proceso de recolección, los documentos se organizan y se convierten todos en el mismo formato para que puedan ser procesados por una máquina.

2.4. Análisis de Sentimientos

El análisis de sentimientos trata de clasificar la información en función de la polaridad de opiniones. Esta área que combina PLN y la minería de textos incluye una gran cantidad de tareas que han sido tratadas en mayor o menor medida. Las aplicaciones más importantes en esta área son: determinar la polaridad de las opiniones a nivel de documento, frase o característica, y determinar si un documento contiene opiniones. (Martínez y et al., 2011).

Según (Najmeh, 2011) el análisis de sentimiento tiene dos sub tareas definidas como la detección de sentimiento y clasificación de sentimiento.

- **La detección del sentimiento**, clasifica elementos del texto en documentos que expresan opiniones contra aquellos que expresan estados (actuales) objetivas de contenidos.
- **La clasificación de sentimiento**, tiende a descubrir si un elemento de texto tiene la opinión positiva o negativa de una cierta entidad o acontecimiento.

2.5. Técnicas de Análisis de Sentimientos

Las principales técnicas empleadas para el reconocimiento automático de emociones en texto y en video son.

- **Técnicas Supervisadas de Clasificación:** La mayoría de los algoritmos utilizados son supervisados **Support Vector Machines (SVM), clasificador Naive Bayes, Redes Bayesianas Multinomial, Redes de Bernoulli , Redes Gaussianas entre otros.** “Se ha demostrado que las técnicas supervisadas superan a las técnicas no supervisadas en el rendimiento” (Pang & Lee, 2002).
- **Técnicas no Supervisadas:** clasificación creada por una función que compara los rasgos de un texto dado en contra de palabras léxicas reservadas cuya polaridad son determinados antes de su uso.

Existen dos etapas básicas en el diseño de un clasificador: **la fase de entrenamiento y la fase de validación.** En la fase de entrenamiento se emplea los datos muestras llamados en este contexto muestra de entrenamiento. Una vez que se dispone de una regla de clasificación que asigna los objetos a las emociones, se continúa a la **fase de validación**, en esta fase el clasificador obtenido en la fase de entrenamiento es empleado para clasificar las observaciones pertenecientes a la muestra de validación. El proceso de aprendizaje aparece resumido en la **Ilustración 2.**

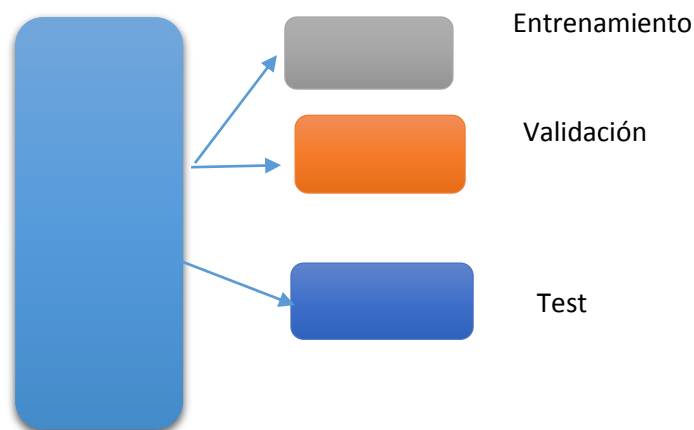


Ilustración 2. Etapas en el diseño de un clasificador

Elaborado: La Autora

2.6. Trabajos relacionados

Hoy en día se pueden encontrar investigaciones que presentan estudios relevantes sobre el análisis de las expresiones faciales con el fin de determinar el estado emocional en las personas, es por ello que en el siguiente apartado se describen investigaciones de los distintos avances relevantes que permiten la identificación de emociones a partir de vídeo y texto.

2.6.1. Análisis de Imágenes

2.6.1.1. Evaluación subjetiva de emociones en niños con Síndrome de Down por medio de un instrumento llamado EMODIANA.

(Torres P, & Soledad C, 2015) presentan en su documento de investigación los avances desarrollados, enfocándose de forma particular en los niños con Síndrome de Down el cual se encuentra centrado en realizar la interacción que resulta de video e imágenes y de la evaluación subjetiva de emociones en niños y niñas a través de un instrumento llamado EMODIANA, así mismo buscan la manera de ocupar como recurso de aprendizaje y reconocimiento de las expresiones faciales la interacción de cámaras como Kinect HCI aplicadas en niños de SD para identificar de esa manera si existen diferencias significativas en sus emociones.

Las personas en el ámbito del cotidiano vivir, van aprendiendo a desarrollar habilidades de aprendizaje, es así que los autores (Torres P, & Soledad C, 2015) piensan que al desarrollar habilidades de lectura y emociones pueden inferir mucho en el desarrollo de aprendizaje de niños con necesidades especiales, tomando como referencia los dos tipos de inteligencia intrapersonal e interpersonal en las que buscan la forma de controlar y regular los sentimientos y las habilidades de entender lo que otros sienten para relacionarlos con otras personas.

(Torres P, & Soledad C, 2015) al unir estos dos tipos de aprendizaje permitirían que los profesores y psicólogos a través de sus actividades educativas puedan conocer y apreciar una comprensión integral que se vería reflejada en el proceso de aprendizaje de los niños con Síndrome de Down.

Las personas con Síndrome de Down tienen desarrollada su inteligencia emocional y muchas habilidades, por lo general sus emociones son reflejadas en base a sus gestos y expresiones faciales, por lo tanto como metodología de análisis y reconocimiento de las emociones (Torres P, & Soledad C, 2015) utilizan un trabajo cualitativo y cuantitativo, empezando como primer punto realizar una evaluación emocional en las clases, tomando como muestra 6 niños con SD.

2.6.1.2. Métodos para la detección de emociones faciales en imágenes de video.

La detección de emociones faciales llama la atención en los investigadores debido a la interacción mejorada que existe en humano y computador, es así que (Hazry Desa Bashir & Nagarajan, 2009) proponen la modificación del algoritmo de Particle Swarm Optimization (PSO), con el fin de poder aplicarlo a la detección de emociones, el cual es denominado el nuevo algoritmo con el nombre de GPSO el que implica el estudio de los movimientos de los puntos focalizados en el rostro de una persona, llamados unidades de acción facial, para luego ser clasificados de acuerdo al tipo de emoción que exprese.

Particle Swarm Optimization(PSO) es un algoritmo de búsqueda que fue diseñado con la intención de poder simular el comportamiento de las aves cuando vuelan en busca de la comida, pero al ser aplicable a algunas modificaciones en variedad de problemas se lo tomó como una versión modificada del algoritmo con el nombre de Guide Particle Swarm Optimization (GSO), que ayuda a identificar los puntos focalizados específicos en la cara de la persona cuyos movimientos observan mediante pequeños marcadores luminosos que se colocan en el rostro. El enfoque de este algoritmo se basa en identificar la emoción expresada en cada fotograma en el clip de vídeo y poder observar y analizar los cambios en las posiciones de los diferentes puntos focalizados en el rostro de la persona.

Como otro punto definieron las partículas que forman enjambres como vectores, compuesta de puntos de cada dominio de los movimientos de unidades de acción facial (AUs). Las cuales pueden moverse alrededor del espacio de búsqueda que puede ser n dimensiones, en busca de la emoción que se expresa en cada fotograma de un clip de vídeo (donde n es el número de unidades de acción que se va a realizar el seguimiento). Puesto que hay más de una posible etiqueta de emociones en cualquier momento del algoritmo. Los clips de video contienen todas las seis emociones básicas: felicidad, tristeza, sorpresa, repugnancia, ira y temor, lo cual sus resultados muestran que el algoritmo tiene un porcentaje de éxito prometedor.

(Park & Lee, 2008) Propone un sistema que interpreta gestos incluyendo la detección de expresiones faciales. La desventaja de este sistema es la lentitud de la tramitación.

El sistema de (Strupp, Schmitz, & Berns) utiliza diez puntos de características significativas faciales para identificar emociones: dos puntos por cada ceja, las pupilas, las esquinas de la boca, así como la parte superior e inferior del labio. Estas características faciales son procesadas por un clasificador basado en el flujo óptico en la cara con el fin de identificar emociones en el rostro de las personas. La desventaja es que una emoción sólo puede interpretarse si la expresión facial de la emoción se inicia a partir de una expresión neutral.

(Gómez H. et al., 2014) Proponen una metodología que utiliza estructuras semánticas con el fin de identificar las emociones complejas sobre la base de las emociones simples llamada SHEO (Sentimental Human Emotion Ontology) diseñada para conceptualizar las emociones simples, combinarlas y trabajar con los axiomas y reglas que infieren en las emociones complejas. Los autores toman como punto de partida las emociones básicas que puedan ser reconocidas por algoritmos de señales o imágenes multisensoriales procedentes de sensores o de un software que identifique emociones, es por ello que la arquitectura que siguen también permite la identificación de emociones de diferentes fuentes, por ejemplo vídeo y texto.

Para identificar a los usuarios las emociones en imágenes utilizan un software Detection Emotion dichos resultados obtenidos se almacenan en una base de datos. Por otro lado para la identificación de emociones en texto utiliza las herramientas Bing y SentiStrenght. La aplicación Bing la utilizan para digitalizar texto en la interfaz principal o para cargar un archivo de texto que pueda ser leído para obtener lo que está escrito, y el resultado es la traducción del texto en Inglés, en cambio el SentiStrength es una herramienta que utilizan para el análisis de texto o para la minería de opinión utilizando dos escalas de clasificación de 1 a 5 y -1 a -5. SentiStrength evalúa la contribución de sentimientos positivos y negativos por separado y toma una decisión sobre la base de sus valores (Gómez H. et al., 2014). La contribución de esta investigación fue en el sentido semántico a través del desarrollo de un método que unifica las emociones mediante la combinación de ellas, donde su resultado indicó la facilidad para inferir las emociones complejas mediante el uso de *Sheo*.

(Gómez H. et al., 2015) Analiza el impacto provocado por la audición de traducciones en distintas lenguas del Himno del Ecuador en un grupo de estudiantes ecuatorianos a través de la relación entre el estudio de variabilidad de frecuencia cardíaca y el reconocimiento facial de emociones.

Con respecto a la audición de las tres traducciones del Himno de Ecuador fueron escritos en Python que permitió la selección aleatoria del orden de las piezas musicales. El programa está comunicado con el sensor de medición de la frecuencia cardíaca y a medida que recogía los datos anteriores los almacenaba en un fichero etiquetando los valores en función a la traducción que se estuviese escuchando y la duración de cada una de las traducciones, y con respecto a la otra herramienta "HER", diseñado por el equipo de inteligencia artificial de la UTPL, identificaron a través de la selección de videos las expresiones faciales de las emociones de las personas, estos videos los realizaron mientras las personas escuchaban el himno nacional según sus traducciones, para luego seleccionar la emoción que mayor porcentaje tiene en el intervalo del video.

El resultado de la variación de frecuencia cardíaca de los estudiantes no resultó estadísticamente significativo ya que solo observaron diferencias desde la percepción por sexo. En el análisis de reconocimiento facial de emociones, en cambio los resultados mostraron mayoritariamente, un patrón secuencial emocional de sorprendido y alegre.

2.6.1.3. Técnicas para identificar emociones básicas en sistemas inteligentes.

Investigadores de Samsung han desarrollado un teléfono inteligente capaz de detectar las emociones simples de los usuarios a través de algoritmos probabilísticos. Este sistema detecta variables de entrada que van desde la velocidad de escritura al clima, es decir permite analizar ciertas variables de entrada, tales como la velocidad de escritura, con qué frecuencia se presionan las teclas de retroceso o de símbolos especiales e incluso la cantidad de veces que se agita el dispositivo, estas mediciones permiten que el algoritmo infiera si el usuario está alegre, triste, sorprendido, temeroso, enfadado o disgustado. Se asegura que dichas variables parezcan tener poco que ver con las emociones, pero existen ligeras correlaciones entre estas conductas y el estado mental que pueden ser detectadas por los algoritmos de aprendizaje de máquinas con una precisión del 67,5%. Uno de los algoritmos probabilístico de aprendizaje de máquinas conocido como 'red bayesiana', es utilizado en este tipo de estudios.

El algoritmo de redes bayesianas analiza los datos para identificar correlaciones entre las distintas emociones, el comportamiento del usuario y el contexto (Graham-Rowe, 2012).

2.6.1.4. Programas informáticos capaces de descifrar movimientos corporales y obtener a través de ello las emociones (video).

(Thilmany Jean, 2007) Realizó experimentos que analizan los movimientos de estudiantes (antes de video) en los estados de ira, felicidad y tristeza, dicho análisis se valida por un tercero, si los estudiantes realmente están expresando los estados emocionales en las filmaciones. (Thilmany Jean, 2007) cuestiona que los investigadores de campos tan diversos como ciencias de la computación, matemáticas, neurociencia, cinemática y la ciencia cognitiva son cada vez más cercanos a la creación de computadoras y robots que pueden razonar, aprender y reconocer emociones, es por ello que podrían realizar un sueño como la superproducción de ciencia ficción, es decir poder realizar estudios en donde los robots puedan entender las emociones humanas y puedan adaptarse a nuevos entornos y situaciones inesperadas.

(Thilmany Jean, 2007) también destaca un estudio de Martin McGinnity, Profesor de Ingeniería en Sistemas Inteligentes de la Universidad de Ulster en donde su equipo de biólogos, neurólogos y científicos informáticos tratan sobre el modelo de la percepción humana en un sistema multisensorial, donde dicho sistema es inspirado en la biología de los sistemas de percepción humana, con el objetivo de poder identificar los principios biológicos de la percepción humana y describirlos matemáticamente para el uso en máquinas inteligentes. Martin McGinnity en el paper de (Thilmany Jean, 2007) dice que estos sistemas luego podrían leer rostros claves acerca de su estado emocional, donde toma como ejemplo una persona autista que podría usar un dispositivo detector de emociones especializado para descifrar mensajes no verbales de otras personas.

2.6.2. Análisis de Texto

2.6.2.1. Sistema de clasificación de polaridad en textos en español.

(Vilares David & Alonso Miguel, 2013) Proponen un sistema de clasificación de polaridad para textos escritos en español, cuyas principales características son la utilización de diccionarios semánticos y de la estructura sintáctica de las oraciones para clasificar un texto subjetivo como positivo o negativo (Pags.1, 2).

Una parte importante de los esfuerzos actuales relacionados con la minería de opinión se están realizando en tareas relativas a la clasificación de la polaridad, problema que ha sido abordado desde dos enfoques principales. El primero asume esta tarea como un proceso genérico de clasificación. (Pang, B. et al., 2002) explica que a partir de un conjunto de entrenamiento, los textos son anotados con su polaridad y se construye un clasificador mediante aprendizaje automático. El segundo enfoque se apoya en la orientación semántica de las palabras, donde cada término que expresa opinión es anotado con un valor que representa su polaridad. Los autores proponen una metodología basada en Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) que permita realizar segmentación, tokenización y etiquetación en los textos, para poder obtener de esa forma la estructura sintáctica de las oraciones utilizando algoritmos de dependencias. Estos experimentos demuestran que tienen un buen rendimiento en la mejora de los sistemas léxicos y refuerzan la idea de que el análisis sintáctico es necesario para lograr un análisis del sentimiento robusto y fiable. (Vilares David & Alonso Miguel, 2013).

2.6.2.2. Repositorios documentales mediante técnicas de Minería de Texto.

(Cobo, A, & Martínez, M., 2009) Proponen el uso combinado de metodologías de minería de texto y técnicas de inteligencia artificial con el fin de optimizar los mecanismos de categorización, extracción automática de conocimiento y la agrupación de colecciones documentales, es decir hace mención a un modelo de gestión documental integral para el proceso de información no estructurada, el modelo que implementan es una aplicación de uso intuitivo y multilingüe que integra técnicas de minería de texto.

Abordan tres problemas importantes de la implementación de técnicas de minería de texto, la extracción de documentos, recuperación de información y la categorización de documentos en la que se asigna a cada documento una o varias categorías. La clasificación se la puede realizar mediante categorización o clustering, en el primer caso se habla de clasificación supervisada, mientras que en segundo se utiliza el concepto de aprendizaje no supervisado. (Cobo, A, & Martínez, M., 2009) utilizan un modelo vectorial que permite la representación de documentos a partir de un vector de pesos o palabras que se encuentran en el texto para realizar la eliminación de palabras que no tiene valor significativo, luego se realiza el pre procesamiento de texto para que la información se encuentre con una estructura igual y poder mostrar la información y extraer datos en forma no estructurada. Para la estructura de la información utilizan una bolsa de palabras o llamada también lista

de palabras, estructurada en varios idiomas es decir la información con más relevancia. Una vez desarrollada la estructura de la información proponen que la información nueva debe ser presentada mediante una interfaz de comunicación con el usuario.

Para la implementación del modelo (Cobo, A, & Martínez, M., 2009) optaron por tecnologías de código abierto, tomando como núcleo la aplicación OWL el cual incorpora funcionalidades básicas de un sistema de gestión documental. El sistema de gestión documental propuesto por (Cobo, A, & Martínez, M., 2009) funciona mediante protocolos de comunicación para el acceso a los datos por parte del usuario, en cuanto a la minería de texto en la parte central del sistema de gestión documental se han implementado la extracción automática de conocimiento, utilizando recursos lingüísticos como glosarios para el inicio del análisis, luego de contar con la lista de términos que determinan la forma de cada palabra, llamado también análisis morfológico del texto extraído para identificar sustantivos, adjetivos y verbos, para de esa forma proceder a su lematización.

Estos autores como resultados experimentales del uso del modelo y la aplicación en el proceso de clasificación utilizaron una colección de 250 documentos científicos asociados a cinco categorías diferentes, es así que para aumentar la complejidad del proceso de clasificación seleccionaron ciento veinticinco documentos escritos en idioma inglés y el restante de la colección de 250 en español, donde ven que la minerías de texto combinada con modelos de optimización ayudan a una adecuada gestión de grandes volúmenes de información no estructurada que se genera en el contexto de las organizaciones.

2.6.2.3. Métodos para identificar emociones y sentimientos en texto.

(Levallois, C., 2013) Propone desarrollar un motor de detección diseñado para sentimientos positivo, negativo o neutro en tweets, como partes principales consta de la detección de rasgos semánticos del tweet (emoticones y onomatopeyas), evaluación de hashtags, una lista de n-gramas de la descomposición de los tweets, así mismo una ortografía variada, las exclamaciones más comunes para capturar la variedad de formas que pueden asumir (disponible en: www.umigon.com).

Para la evaluación de los hashtags aplican una serie de heurísticas. En la descomposición del tweet hay una lista de n-gramas (unigramas, bigramas y trigramas) en donde son recorridos en cada tweet y realizan comprobaciones de su presencia en diccionarios de términos léxicos. Si se encuentra en el diccionario de cualquier n-grama se aplica la heurística, para tener como resultado una clasificación positiva, negativa o neutra.

Para el análisis de sentimientos utilizaron cuatro diccionarios: positivos, negativos, fuerza del sentimiento y negaciones los cuales fueron creados manualmente. Este sistema implementado por el autor del paper obtuvo una precisión promedio de (positivo y negativo) del 69.02%.

(Hangya, 2013) desarrolló un sistema para la normalización de los tweets, en su implementación utilizaron las herramientas MALLET basado en Java para el procesamiento de lenguaje natural, el sistema realiza tareas donde toma todas las palabras y las convierte a minúscula (utilizando el algoritmo de Porter Stemming), sustituyen @ y # por notaciones [usuario] y [tag], los emoticones se clasifican en positivos y negativos, se eliminan caracteres innecesarios, en el caso de existir repeticiones de palabras en cada carácter reducen la longitud y como punto final realizan un filtrado de palabras que no tiene significado. Luego de que realizan la normalización de los mensajes determinan la polaridad de cada palabra utilizando el diccionario de sentimientos SentiWordNet en el que se considera una palabra positiva si el valor positivo es mayor a 0.3, negativa si es mayor a 0.2 y neutral si es mayor a 0.8. Luego de calcular la polaridad se basan en las tres características principales para cada tweet: el número de palabras positivas, negativas y objetivas respectivamente; verifican si a una palabra positiva le precede una negación, si es así la polaridad se invierte. Utilizan como clasificador de aprendizaje máxima entropía por obtener el mejor resultado de precisión (54%), usando un modelo basado en la obtención de características y la normalización de los tweets.

(Dubiau, 2013) Propone analizar y comparar técnicas de procesamiento de lenguaje natural para la clasificación de documentos a partir de la identificación y extracción de información subjetiva como opiniones y sentimientos. Para la implementación las herramientas y frameworks utilizados para la clasificación subjetiva de texto son (NLTK, MEGAM, Sci-Kit Learn, Freeling), el análisis de sentimientos busca detectar estas emociones: quién las posee (titular); y cuál es el aspecto que genera la emoción (target). Para ello utilizan un tamaño de corpus entre 500 y 22.000 documentos del conjunto de datos de google play y guía óleo, los cuales son sitios de críticas gastronómicas (disponible en www.guiaoleo.com), en las que emiten los usuarios opiniones sobre restaurantes de la ciudad de Buenos Aires y asume una calificación en las categorías de comida, ambiente y servicio. Estas categorías son calificadas con un puntaje ya sea malo regular bueno o muy bueno, el criterio de asignación de etiquetas a los comentarios de los usuarios fue dar como

Positivo a comentarios mencionados que tenga como categoría 10 o superior, así mismo para dar la etiqueta a un comentario Negativo un valor de 1 o 2.

Construyen un conjunto de entrenamiento y otro de prueba, en un formato Json, obteniendo un tratamiento de stemming, lematización, tokenización y n-gramas. La selección de atributos o características que utiliza para métodos supervisados es la presencia y frecuencia de unigramas, adjetivos y combinaciones de ellas, y de esa manera sacar la efectividad de pre procesamiento en el análisis de sentimiento. Los corpus que utilizan se encuentran balanceados y desbalanceados para analizar el comportamiento de los métodos en estudio cuando el conjunto de datos se encuentra fuertemente desbalanceado y balanceado.

El mejor resultado dado por (Dubiau, 2013) fue Redes Bayesianas Multinomial aunque utilizó otros modelos que ha implementado para la comparación como son Máxima Entropía, Máquina de Soporte Vectorial, Árbol de decisión y Turney dichos métodos determinan un estado de efectividad.

Estos resultados obtenidos por cada modelo los compara gráficamente para ver cuales tienen un valor de efectividad más acertado. Por lo tanto consideró el modelo de Redes Bayesianas Multinomial porque permite tomar las características de todos los términos del vocabulario del corpus de entrenamiento teniendo en cuenta su frecuencia de aparición. Es por ello que al analizar dichos modelos en su experimentación el que tiene menor margen de error son Redes Bayesianas con un 8%, MaxEnt con el 6% y SVM con el 7%, y su valor de efectividad en cambio en Redes Bayesianas 98%, MaxEnt 94% y SVM 93% escogiendo para pruebas de experimentación las Redes Bayesianas por su fácil entrenamiento, simplificando la conversación de los datos textuales a datos estadísticos de frecuencia de la polaridad positiva y negativa en un corpus determinado. Es así que esta investigación desarrollada por (Dubiau, 2013) es una base para la construcción de sistemas de análisis de sentimientos en idioma español sobre textos no estructurados permitiendo seleccionar la técnica más apropiada para el escenario que se está trabajando.

RESUMEN DE LOS TRABAJOS RELEVANTES EN EL ÁREA DE ESTUDIO

<p style="text-align: center;">Demencia y Alzheimer</p>	<p>Las demencias con más frecuencia es la Enfermedad de Alzheimer, siguiendo la demencia con cuerpos de Lewy, la degeneración frontotemporal y la demencia vascular, las cuales pueden cursar sin alteraciones en el paciente durante meses o años, bien por ser ligera o porque queda cubierta por el predominio destacado de otras manifestaciones diferentes (Robles, 2002).</p>	<p>(Burnham, 2012) afirma que algunos pacientes con demencia tipo Alzheimer en grado leve tienen un deterioro en el reconocimiento de expresiones faciales de la emoción antes que aparezca un deterioro en el reconocimiento de la identidad facial, lo que implica que pacientes con este tipo de enfermedad no pierdan sus emociones sin embargo no se aprecian en la expresión facial que muestran.</p>
<p style="text-align: center;">Evaluación subjetiva de emociones en niños con Síndrome de Down</p>	<p>(Torres P, & Soledad C, 2015)) proponen una evaluación subjetiva de emociones a través de un instrumento llamado EMODIANA aplicado en niños con Síndrome de Down para identificar en el proceso de aprendizaje si existen diferencias significativas en sus emociones.</p>	
<p style="text-align: center;">Métodos para la detección de emociones faciales en imágenes de video</p>	<p>(Hazry Desa Bashir & Nagarajan, 2009) proponen la modificación del algoritmo de Particle Swarm Optimization (PSO), con el fin de aplicarlo a la detección de emociones, para luego ser clasificados de acuerdo al tipo de emoción que exprese.</p>	<p>(Park & Lee, 2008) propone un sistema que interpreta gestos incluyendo la detección de expresiones faciales</p>
	<p>(Strupp, Schmitz, & Berns) utiliza 10 puntos de características significativas faciales para identificar emociones, las cuales son procesadas por un clasificador basado en el flujo óptico de la cara con el fin de identificar emociones en el rostro de las personas</p>	
	<p>(Gómez H. et al., 2014) proponen una metodología que utiliza estructuras semánticas con el fin de identificar las emociones complejas sobre la base de las emociones simples llamada SHEO</p>	
	<p>(Gómez H. et al., 2015) Analizan el impacto provocado por la audición de traducciones en distintas lenguas del Himno del Ecuador en un grupo de estudiantes ecuatorianos a través de la relación entre el estudio de variabilidad de frecuencia cardiaca y el reconocimiento facial de emociones.</p>	
<p style="text-align: center;">Técnicas para identificar emociones básicas en sistemas inteligentes</p>	<p>(Graham-Rowe, 2012) han desarrollado un teléfono inteligente capaz de detectar las emociones simples de los usuarios a través de algoritmos probabilísticos, uno de ellos el algoritmo de red bayesiana donde analiza los datos para identificar correlaciones entre las distintas emociones, el comportamiento del usuario y el contexto</p>	

<p>Programas informáticos capaces de descifrar movimientos corporales y obtener a través de ello las emociones (video)</p>	<p>(Thilmany Jean, 2007) realizó experimentos que analizan los movimientos de estudiantes (entes de video) en los estados de ira, felicidad y tristeza, dicho análisis se valida por un tercero si los estudiantes realmente están expresando los estados emocionales en las filmaciones.</p>	<p>(Thilmany Jean, 2007) también destaca un estudio de Martin McGinnity donde su equipo de trabajo tratan sobre el modelo de la percepción humana en un sistema multisensorial, donde dicho sistema luego podrían leer rostros claves acerca de su estado emocional.</p>
<p>Métodos para identificar sentimientos en texto</p>	<p>(Vilares David & Alonso Miguel, 2013) Proponen un sistema de clasificación de polaridad para textos escritos en español, cuyas características son la utilización de diccionarios semánticos y de la estructura sintáctica de las oraciones para clasificar un texto subjetivo como positivo o negativo.</p>	<p>(Cobo, A. R., & Martínez, M., 2009) proponen el uso de repositorios documentales mediante técnicas de minería de texto y técnicas de inteligencia artificial con el fin de realizar un modelo de gestión documental integral para el proceso de información no estructurada, el modelo que implementan es una aplicación de uso intuitivo y multilingüe.</p>
	<p>(Mohammad & Turney, 2013) analiza la polaridad de texto y determina si una palabra, frase o documento tiene polaridad positiva o negativa, es decir expresa un sentimiento favorable o desfavorable hacia una entidad.</p>	<p>(Levallois, C., 2013) Propone desarrollar un motor de detección diseñado para sentimientos positivo, negativo o neutro en tweets</p>
	<p>(Levallois, C., 2013) Propone desarrollar un motor de detección diseñado para sentimientos positivo, negativo o neutro en tweets</p>	<p>(Hangya, 2013) desarrolló un sistema para la normalización de los tweets, utilizaron las herramientas MALLET basado en Java para el procesamiento de lenguaje natural, el sistema realiza tareas donde toma todas las palabras y las convierte a minúscula (utilizando el algoritmo de Porter Stemming),</p>
	<p>(Dubiau, 2013) Propone analizar y comparar técnicas de procesamiento de lenguaje natural para la clasificación de documentos a partir de la identificación y extracción de información subjetiva como opiniones y sentimientos.</p>	

CAPITULO III: METODOLOGÍA

3.1. Descripción

El análisis de texto surge ante la necesidad de conocer, comprender y descifrar la carga emotiva presente en mails, chats, comentarios, entrevistas que surgen en las conversaciones de las personas.

Por esta razón, en este capítulo se presenta las partes necesarias a tomar en cuenta en la metodología y comprender mejor el significado de los mensajes dichos por los pacientes con Alzheimer, entre ellos está el uso de alteraciones lingüísticas y onomatopeyas todas estas presentes en conversaciones.

A partir de esto se plantea escenarios para determinar el tipo de emoción presente en su expresión facial en video y el tipo de polaridad en el texto obtenido de las conversaciones filmadas a los pacientes de Alzheimer.

Se pretende desarrollar en el presente trabajo lo siguiente:

- Por medio del software **Human Emotion Recognition (HER)** se analizará los videos de los pacientes con Alzheimer con la finalidad de encontrar una emoción por medio del análisis de imágenes en video en el rostro de un paciente, dicha imagen del paciente con Alzheimer es capturada en períodos donde se ve reflejado las diferentes expresiones faciales que tiene el paciente.
- **Determinar la Polaridad de texto (Análisis del Sentimiento en el Texto)** en las conversaciones que realiza el paciente con Alzheimer y su cuidador; es decir si la opinión es positiva, negativa o neutra.

3.2. Herramientas de Programación Utilizadas

Antes de empezar a describir el desarrollo de la metodología es necesario presentar las herramientas de programación utilizadas para la clasificación de texto según su polaridad (positiva, negativa, y neutro) de las transcripciones de video en pacientes con Alzheimer.

Para cada herramienta descrita a continuación se argumenta el motivo que ha llevado a la elección, describiendo las ventajas y limitaciones de los sistemas elegidos.

- **Python:** Se eligió este lenguaje de programación por su funcionalidad para procesar información lingüística, la característica más importante que se destaca en el sitio web de Python ("About Python", 2011) es que está implementado bajo una licencia tipo open source, lo que permite que sea utilizado y redistribuido libremente.

La versión de Python utilizada fue 2.7.6, se utilizó tres módulos para Python que fueron utilizados para el desarrollo de este proyecto, a continuación se detalla cada uno de los módulos.

- **NLTK (Natural Language Toolkit):** es una librería utilizada para trabajar con el lenguaje natural en Python, es ideal para la investigación y desarrollo en este tipo de proyectos relacionados con la minería de textos por su simplicidad y excelente documentación, en este trabajo se utilizó la versión 3.1 para la implementación del algoritmo de Naive Bayes, además ofrece tareas de tokenización de sentencias, búsqueda de n-gramas, obtención de frecuencia de aparición, filtrado de stopwords, entre otras muchas tareas que permite realizar en el proyecto.
- **Sci-Kit Learn:** es un framework que provee una colección de algoritmos basados en aprendizaje supervisado para tareas de clasificación (Pedregosa F. et al., 2011). En este trabajo se utilizó esta herramienta para realizar la implementación del algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial.

3.3. Procedimiento

Para el desarrollo de las fases del proyecto, se considera utilizar las conversaciones de los pacientes de Alzheimer utilizando métodos no invasivos (Videos) para el reconocimiento facial de las diferentes emociones y para el análisis de sentimientos se utiliza el corpus de las transcripciones de dichos pacientes, los cuales están conformados por un total de 10 pacientes tanto de la Fundación Perpetuo Socorro, Hospital del Adulto Mayor y Centro de Apoyo del Adulto Mayor (Catamayo). En las entrevistas se hablan sobre temas relacionados a su familia y actividades que desarrollan en su vida. Para el ambiente de prueba se realiza las entrevistas a siete personas sanas como grupo de control para obtener la efectividad del aplicativo.

3.3.1. Fase I: Análisis de Video.

3.3.1.1. Emociones Humanas en Imágenes “HUMAN EMOTION RECOGNITION”.

(Ekman, 2003) Fue uno de los pioneros del reconocimiento de emociones mediante el análisis de expresiones faciales, definiendo las seis grandes emociones básicas una es positiva (alegría), cuatro son negativas (Tristeza, Ira, Miedo, Asco) y una neutra (Sorpresa). Los sistemas de reconocimiento de emociones pueden verse como complemento de los métodos de reconocimiento de caras, ignorándose en este caso y centrándose en la expresión de su rostro. La mayor parte del análisis de emociones basado en expresiones faciales se realiza a partir de imágenes estáticas.

La ejecución del software “**Human Emotion Recognition (HER)**” desarrollado en la sección de Inteligencia Artificial permite:

- **Determinar Emociones en imágenes:** por medio del algoritmo de la Curva de Bézier, que permite analizar el rostro de una persona trazando líneas curvas en los puntos esenciales de la cara que son el ojo derecho, ojo izquierdo y los labios inferior y superior. Las proyecciones obtenidas por la ejecución de esta técnica se almacenan en una base de datos y los resultados que se obtiene son las emociones más aproximadas a los datos que obtienen del análisis de las imágenes. (Plascencia Arévalo, 2014).
- (Gomez H. et al., 2015) identifica a través de una combinación de técnicas, sentimientos y emociones de los estudiantes universitarios cuando seleccionan recursos educativos adecuados en la carrera de Ingeniería en sistemas, aplicando un análisis de imágenes para obtener una emoción específica que aparece en una expresión facial, utilizando un sistema Emotion Detection que se basa en el algoritmo de curva de Bézier donde el sistema rastrea automáticamente puntos esenciales de la cara de la persona como por ejemplo los ojos y el labio superior e inferior.
- Las emociones que se obtiene como resultado son emociones básicas como: Joy, Surprise, Angry, Sad, Fear.
- Los gestos faciales dan a conocer el grado emocional de las mismas. (Palmero, 2010) dice que en el rostro las emociones se identifican con los siguientes movimientos:

- Alegría: Las mejillas se elevan y el músculo psicopático mayor se eleva hacia el músculo orbicular.
- Ira: Las cejas de juntan hacia abajo, creando arrugas en la entre ceja. La mirada es fija y se aprieta los dientes y los labios. Es probable también que las personas aprieten sus manos.
- Miedo: Hace que las cejas se levanten y se junten, los labios se estiran horizontalmente.
- Tristeza: La vista se desenfoca, los párpados se caen y el extremo de los labios también se cae.
- Sorpresa: La mandíbula se baja haciendo que la boca se abra.
- Repugnancia: El labio superior ligeramente se levanta.

El objetivo es analizar las emociones simples detectadas por el software **Human Emotion Recognition** que surgen en cada estado del tiempo del video. Un vídeo es un conjunto de imágenes o *frames*, que mediante el software **HER**, se identifica una emoción básica por cada imagen que compone el video. Un ejemplo de la identificación de una emoción simple en una imagen se muestra en la **Figura 1**:

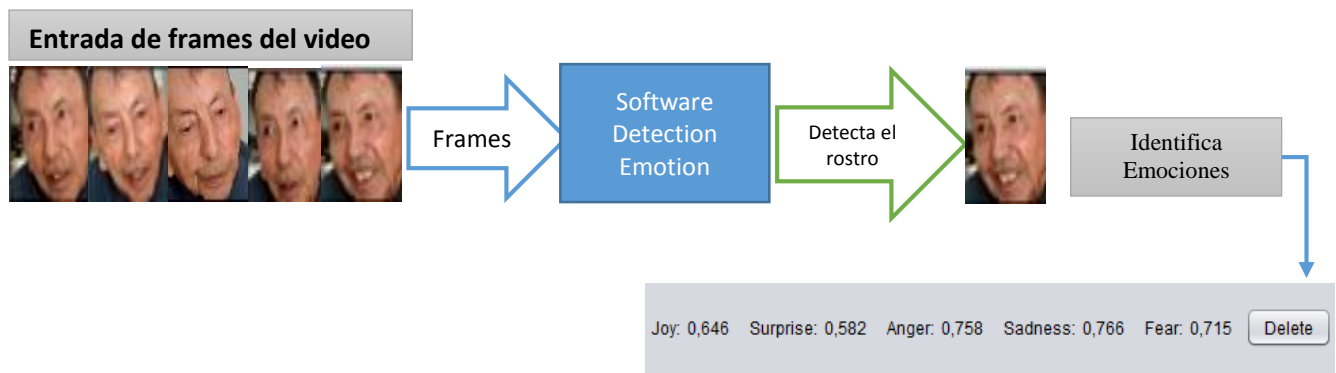


Figura 1. Identificación de emociones básicas por el software Human Emotion Recognition (HER)

Elaboración: La Autora

Como un video está compuesto de varias imágenes, y cada imagen es procesada por el software *Human Emotion Recognition*, se puede ver en la **Figura 1**, que el resultado es el registro de porcentajes de cada emoción básica por imagen, y por lo tanto es posible componer una secuencia de emociones básicas que están relacionadas en el vídeo. Como

requisito esencial para el funcionamiento del software se requiere que ingrese un video en cualquier formato, luego se coloca el intervalo de tiempo en el que se desea que vaya analizando las expresiones del rostro y asegurarse que la secuencia de imágenes obtenidas sea correcta.

Luego de que se obtiene los resultados de las emociones en vídeo, se realiza la transcripción de las conversaciones realizadas en cada filmación de los pacientes, ya que su respuesta textual permitirá realizar el análisis de sentimientos con el fin de obtener la polaridad del texto de cada paciente. En la publicación que hace (Mohammad & Turney, 2013) indica que existe una relación directa entre la polaridad del texto y la emoción de la persona, por ejemplo si la persona registró en el vídeo mayoritariamente emociones positivas, entonces la polaridad del texto debería ser positiva también, en el cual se consideraría una persona normal, pero en caso de no existir la correlación entre la polaridad del texto y las emociones en video del paciente a ser analizado se muestra una alerta.

3.3.2. Fase II: Análisis de Sentimientos.

Para realizar el análisis de texto es necesario tener en cuenta ciertos aspectos que influyen al momento de determinar su carga emocional. Para lo cual se analizó varias metodologías entre ellas CRISP-DM, SEMMA, y KDD, y la que más se ajusta a los requerimientos a utilizar es la metodología CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) utilizada en trabajos de minería de datos, pero también es ampliamente utilizada para abordar los problemas en minería de texto (Santana, P, & Daniela, M., 2014).

CRISP-DM es una metodología abierta, gratuita, flexible y se puede personalizar fácilmente para crear modelos que se adapten a las necesidades del proyecto, facilitando la comprensión y manejo de las distintas interacciones entre las etapas involucradas en el proceso, además cabe destacar que una de las principales ventajas de la metodología propuesta es que no requiere necesariamente de personal altamente especializado para su aplicación.

Las tareas que involucran cada etapa están previamente definidas y se puede realizar mejoras para las secciones que lo requieran, sin necesidad de afectar el resto del proceso, ya que a diferencia de SEMMA es una metodología cerrada, que funciona específicamente en SAS (Empresa de Minería de Software), CRISP Y SEMMA son bastante sólidas, sin embargo en la práctica la metodología SEMMA es un poco más reducida en el alcance de resultados que la metodología CRISP. Así mismo realizando la comparación de las etapas KDD con las etapas de CRISP-DM no es tan sencillo como en el proceso de SEMMA, KDD involucra muchos pasos con decisiones que deben ser tomadas por el usuario. Por lo tanto se puede llegar a la conclusión de que CRISP-DM es más completa y adaptable a las necesidades del proyecto.

A continuación en la **Tabla 1** se muestran las etapas de cada metodología KDD, SEMA y CRISP-DM.

Tabla 1. Resumen de las etapas entre KDD , SEMMA y CRISP -DM

CRISP-DM	KDD	SEMMA
Propósito de Estudio	Pre KDD	-----
Exploración de la disponibilidad y la naturaleza de los datos	Selección	Muestra
	Pre procesamiento	Explorar
Preparación de los datos	Transformación	Modificar
Modelado	Data Mining	Modelo
Evaluación	Interpretación/Evaluación	Evaluación
Desarrollo	Post KDD	-----

Elaboración: La Autora

3.3.2.1. Diagrama de la metodología CRISP-DM.

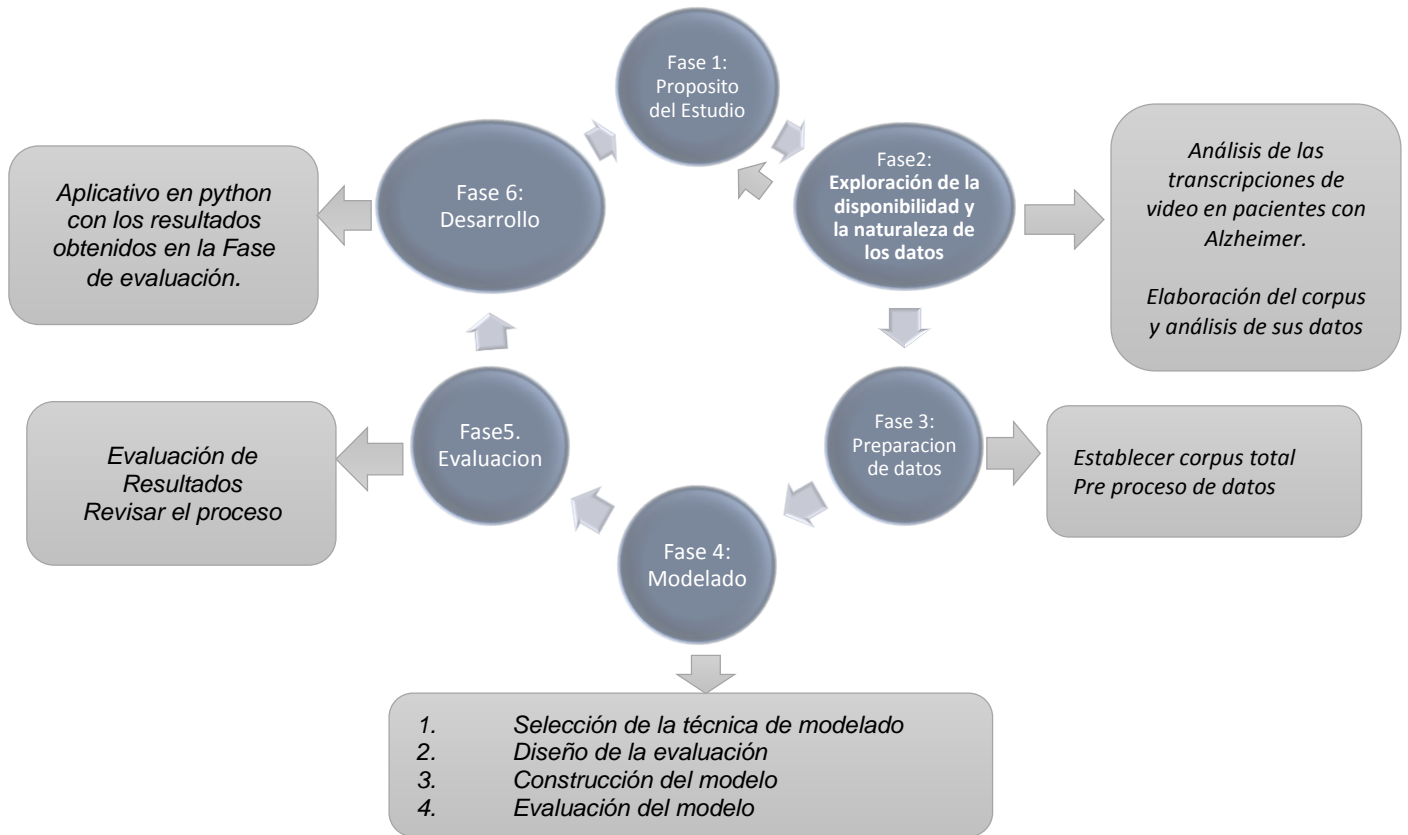


Figura 2. Diagrama de Metodología CRISP-DM

Fuente: <http://anibalgoicochea.com/2009/08/11/crisp-dm-una-metodologia-para-proyectos-de-mineria-de-datos/>

La metodología CRISP-DM como se puede apreciar en la **Figura2**, se distingue por tener un modelo que está basado en situaciones reales que ocurren en un proyecto. La metodología consta de seis fases las mismas que presentan todas las actividades relacionadas con la ejecución de la minería de texto. La diferencia principal entre la minería de datos y la minería de texto es el tipo de datos que intervienen en el proceso de descubrimiento (Gary Miner & Nisbet, R, 2012). De esta manera se da más detalle de la metodología con un enfoque hacia la minería de texto.

De una forma más específica se puede indicar al proceso de la metodología como se indica la **Figura3** del proceso de análisis de sentimientos.

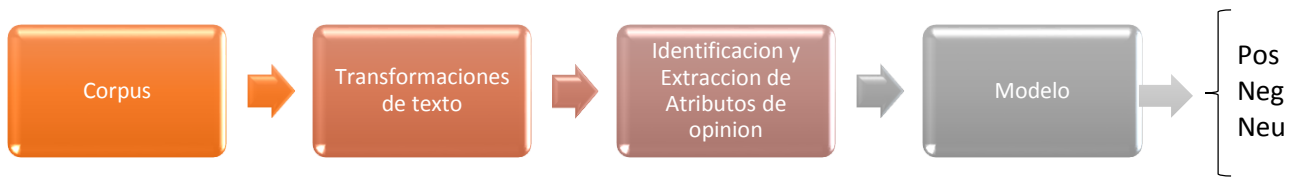


Figura 3. Proceso de Análisis de Sentimientos
Elaborado: La Autora

3.3.2.2. Desarrollo de la Metodología.

Fase I: Determinar el propósito del estudio

El propósito de estudio es aportar a las investigaciones hechas para la detección temprana de la enfermedad que presentan los pacientes con Alzheimer, y de esa forma controlar que siga avanzando la enfermedad, es así que el problema se encuentra centrado en dos puntos: en el análisis y reconocimiento de los cambios emocionales en video y texto en pacientes con Alzheimer y como aporte a investigadores para detectar tempranamente este tipo de demencia.

Fase II: Exploración de la disponibilidad y la naturaleza de los datos

2.1. Análisis de las Transcripciones de video en pacientes con Alzheimer.

Se filmaron en video conversaciones en las cuales participaron diez con demencia tipo Alzheimer y sus respectivas cuidadoras, las cuales cuatro entrevistas son de la Fundación Perpetuo Socorro, y dos entrevistas de la Fundación del Adulto Mayor de Catamayo y cuatro de la Fundación del Adulto Mayor de Quito posteriormente se transcribieron y analizaron.

Las personas con demencia utilizaron las respuestas típicas, y sus repeticiones continuas que tienen, además se observó diferencia en la longitud de sus turnos y en el uso de oraciones complejas. Los cuidadores emplearon repeticiones, adiciones de información y se ajustaron a su actividad lingüística. El entrevistador utilizó marcadores y preguntas para iniciar la conversación, en forma de una entrevista espontánea. Los turnos de conversación se dieron de forma coordinada. Estos datos preliminares se consideran importantes para profundizar los conocimientos acerca de la conversación que se tuvieron con los pacientes de Alzheimer y el rol que juegan sus interlocutores sanos en este proceso complejo y cambiante manifestado a través de alteraciones en la voz, el habla y el lenguaje.

La información en el proceso de comunicación es necesaria para conocer cómo la demencia impacta al paciente, quien ve reducidas sus habilidades para comprender y expresarse correctamente, es por ello que el entrevistador utilizó un diálogo normal en cada conversación.

Las conversaciones en las que participaron pacientes con Alzheimer fueron transcritas y analizadas teniendo como referencia las orientaciones de (Pietrosemoli, 2007) para el análisis de conversaciones en poblaciones especiales, en donde la intención del análisis no estuvo dirigida al estudio estricto de la coherencia y cohesión de los textos conversacionales, sino en obtener información sobre su vida y con dichos datos poder analizar sus emociones, lo que permitirán a futuro contribuir a la detección de este tipo de demencia que es el Alzheimer, así mismo siguiendo la misma estructura del diálogo de los pacientes con Alzheimer, se tomó para el grupo control.

La muestra de la presente investigación quedó constituida por diez personas con diagnóstico de enfermedad de Alzheimer y siete personas como grupo control.

2.2. Elaboración del Corpus y análisis de sus datos.

Para elaborar el corpus del presente estudio se abordaron diversos tópicos: Tradiciones de la Fundación, historia de vida de la familia, fiestas religiosas, es decir en los encuentros con los pacientes, se buscó construir un intercambio de información donde el interlocutor y el paciente puedan participar y ser activos en la construcción de la conversación.

Para las transcripciones de los videos se utilizó como formato los archivos de datos de UK (http://www.data-archive.ac.uk/create_manage/format/transcription), para luego realizar una etiquetación manual de la emoción a la frase del paciente basado en su expresión facial en el conjunto de frames del video. Por razones prácticas, se muestra una conversación con un paciente de Alzheimer, donde el intercambio de información es expresivo (**Ver Anexo 2**). Para comprobar si el etiquetamiento manual realizado en cada transcripción de las conversaciones de los videos es correcto se realizó el **Índice de Kappa** (concordancia que existen entre observadores), en el cual se puede ver desde dos aspectos distintos que entran a formar parte típicamente del estudio de fiabilidad es decir hasta qué punto los observadores coinciden en su medición de etiquetamiento en este análisis. (**Ver Anexo 3**).

La **Ilustración 3** tiene una parte del extracto de un corpus de un paciente con el cual se trabaja, el mismo que se encuentra en texto plano y contiene información no estructurada.

Ilustración 3. Extracto del corpus de un paciente de la notación Y (Entrevistado)

Ya ve bien pues
Bien jodida
Porqué ya me estoy haciendo curar y nadie me ha mejora
Esto le digo la rodilla, me fue una resbalada en la cera
mi cuarto encerado el piso era ni de ver
hay una caída, ya me levanto y me pare y vuelta me paro y vuelta caigo otra vez, como unos
seis golpes lleve
Eso pues, que se golpeo
las piernas, las rodillas, la columna
Si, pero no fue mucho
El brazo me duele, este otro brazo también
Me han traído al hospital
yo casi disque me muerto, así muerta me han traído al hospital
Claro porque yo lloraba del dolor
Unos cuatro meses va a ser
con nadie, en mi casa sola
Con marido pero el no estaba ahí
No se ahora viene trayéndome
No sé porque mis hijas ellas son las que me traen a dónde el médico, como se llamara pues
Una maravilla

Fase III. Preparación de los datos

Proceso de Clasificación del texto

La clasificación de texto significa que dado una serie de textos que se encuentran previamente clasificados, son empleados para extraer las reglas que determinan a que clase pertenecen, en este caso (positivo, negativo y neutro), y en función de estas reglas poder clasificar nuevos textos que se encuentren escritos en lenguaje natural y cuya clase es desconocida.

Un proceso de reducción de características es necesario para solucionar los problemas que se presentan, además que ayuda a mejorar el rendimiento del clasificador del texto, también es importante obtener una representación vectorial de las características para que permita facilitar el entrenamiento del algoritmo de aprendizaje, es por ello que la representación vectorial de las características se las obtiene a partir de los textos del conjunto de

entrenamiento previamente definido, además fue necesario realizar un pre procesamiento al texto, con el propósito de eliminar información que no aporta información relevante, para así poder obtener un conjunto de características iniciales. La representación gráfica del proceso de clasificación del texto se lo observa en la **Figura 4**.

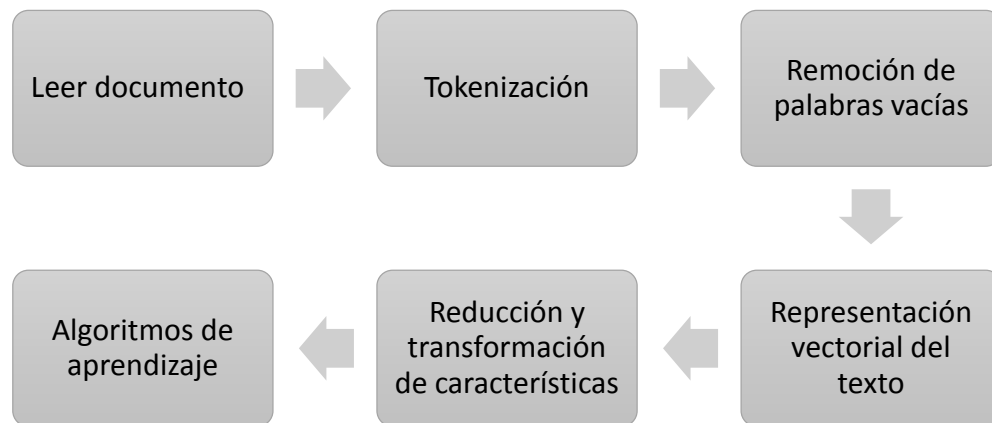


Figura 4. Representación gráfica del proceso de clasificación de texto

(Pincay, 2013). www.cib.espol.edu.ec/digipath/d_tesis_pdf/d-83179.pdf

En la **Figura 4**, se puede observar como primera actividad del proceso para la clasificación de texto el establecer el corpus a utilizar, luego se procede a la siguiente actividad que es el pre procesamiento del texto leído para construir modelos de representación vectorial, los vectores pasan por un proceso de reducción y transformación de características y finalmente se procede a la clasificación con la ayuda de algoritmos de aprendizaje.

A continuación de forma más detallada se describe lo que se realizó en cada proceso de la clasificación de texto

Actividad I: Establecer el corpus.

Al no contar con investigaciones previas sobre una data entrenada en español en base a pacientes con Alzheimer, se procedió a realizar una clasificación subjetiva de las conversaciones filmadas en video para el análisis de polaridad.

Como ya se mencionó en la Fase II para este proyecto se utilizó los corpus transcritos de las entrevistas, para luego poder obtener tres corpus con las clases positivas, negativas y neutras.

Actividad II: Pre procesamiento de Texto

En la Actividad I donde se estableció el corpus se realizó la preparación del texto de modo que este de la misma forma estructurada la data, para proceder con la limpieza de los datos de manera que facilite su posterior análisis. El pre procesamiento de texto está compuesto por varios subprocesos que son ejecutados para cumplir una tarea específica, con la finalidad de reducir la información no significativa de los textos que no tiene mucha relevancia al extraer las características.

A continuación se describe los distintos subprocesos a ejecutarse en los modelos de clasificación:

❖ **Tokenización**, para la cual se utilizó la siguiente estructura:

- Cada texto es una lista de frases
- Cada frase en una lista de tokens
- Remoción de Palabras Vacías(Stopwords)
- Otro paso realizado dentro del pre procesamiento es la transformación a minúsculas, remover signos de puntuación, eliminación de caracteres especiales, caracteres repetidos más de dos veces y espacios en blanco, con el propósito de que no ocurra problemas durante el desarrollo del proyecto.
- Cada token es una tupla de dos elementos: una matriz que contiene las palabras que aparecen en el texto y una lista de etiquetas asociadas (polaridad). **Ver Figura 5.**

```
(['basquetbolista', 'seleccion', 'loja'], 'negative')
```

Figura 5. Tratamiento de la lista de conversaciones
Elaboración: La Autora

❖ **Representación Vectorial**

Uno de los principales problemas en la clasificación del texto es la representación del corpus, ya que el texto como representa un proceso de lenguaje natural no puede ser directamente interpretado por un clasificador por lo tanto se construye un vector de

características, para la generación del modelo que interpretará la herramienta NLTK de Python. Dicho proceso nos da los siguientes resultados **Figura 6**.

```
['sabe', 'sencillamente', 'conoci', 'futbolista'], 'negative'), ([ 'basquetbolista', 'seleccion', 'loja'], 'negative'), ([ 'recorrimos', 'cent  
eria'], 'negative'), ([ 'ido', 'chile', 'ido', 'colombia', 'ido', 'cuba'], 'negative'), ([ 'sencillamente', 'via', 'semejante', 'turismo', 'cu  
'fidel', 'castro'], 'negative'), ([ 'conoci'], 'negative'), ([ 'sagrado'], 'negative'), ([ 'dije', 'primorosa', 'mujer'], 'negative'), ([ 'esta  
'interesado'], 'negative'), ([ 'ahorita', 'ahorita', 'ahorita'], 'negative'), ([ 'anos'], 'negative'), ([ 'decian', 'robacunas'], 'negative'),  
cuidador', 'trastumbas'], 'negative'), ([], 'negative'), ([ 'claro'], 'negative'), ([ 'case', 'lajas'], 'negative'), ([ 'colombia'], 'negative'
```

Figura 6. Representación vectorial del corpus

Elaboración: La Autora

❖ Selección de características

En la etapa de selección de características se remueven los atributos irrelevantes de una representación, esto tiene varias funciones, entre ellas como medida de protección de saturación de atributos, también como mejoramiento de la eficiencia computacional, debido a que un elevado número de características utiliza mayor número de recursos en el computador, por lo tanto para resolver el problema se utilizó un modelo de bolsa de palabras, donde las palabras se las considera independientes y conservan la frecuencia que aparecen en el texto a analizar, obteniendo las siguientes características como muestra (**Figura 7**).

```
( 'anos', 25)  
( 'claro', 18)  
( 'acuerdo', 15)  
( 'hijos', 14)  
( 'mujer', 14)  
( 'hija', 13)  
( 'vive', 11)  
( 'doctorita', 10)  
( 'maria', 10)  
( 'cuantos', 9)  
( 'murio', 9)  
( 'varon', 9)  
( 'casa', 8)  
( 'hijo', 8)
```

Figura 7. Lista de Palabras

Elaboración: La Autora

Actividad III: Clasificación de las conversaciones por polaridad (Sentimiento)

La utilización de técnicas de procesamiento de lenguaje natural para clasificación de textos consiste principalmente en encontrar patrones y características del lenguaje que permitan asignar una clase a un documento. Para el caso de la clasificación de los textos cortos se realiza también la tarea de pre procesamiento, esto con la finalidad de estandarizar los textos, es decir obtener documentos con palabras o características que puedan ser entendidas por el sistema, que en resumen consisten en la conversión del nuevo documento a un conjunto de datos de existencia (True: Si está en el Vocabulario y False: Si no está en el vocabulario) tomando como base el diccionario de palabras o lemas creado a partir del corpus de entrenamiento (**Figura 8**).

```
False, 'contains(gusta)': False, 'contains(educacion)': False, 'contains(garcia)': False, 'contains(cesar)': False, 'contains(seccion)': False, 'contains(fidel)': False, 'contains(bote)': False, 'contains(cien)': False, 'contains(case)': False, 'contains(nietos)': False, 'contains(separados)': False, 'contains(gonzalo)': False, 'contains(riobamba)': False, 'contains(castellanos)': False, 'contains(rosendo)': False, 'contains(fueran)': False, 'contains(aca)': False, 'contains(ninos)': False, 'contains(telas)': False, 'contains(nietitos)': False, 'contains(llevele)': False, 'contains(carpio)': False, 'contains(levantar)': False, 'contains(toditos)
```

Figura 8. Conversión de los documentos con el vector característica
Elaboración: La Autora

Para determinar la polaridad se puede seguir dos técnicas de aprendizaje: **supervisada y no supervisada**.

Algoritmos de Aprendizaje

- **Clasificadores Supervisados**
 - Naive Bayes
 - Redes Bayesianas Multinomial
- **Clasificador No Supervisado**
 - Algoritmo de Turney

Para la investigación a desarrollar se hizo uso de los siguientes clasificadores de aprendizaje supervisado: el Clasificador de Naive Bayes, y Red Bayesiana Multinomial, tomando como referencia el trabajo realizado por (Dubiau L. , 2013) el cual su objetivo era analizar y comparar técnicas de procesamiento de lenguaje natural para la clasificación de documentos a partir de la identificación y extracción de información subjetiva como opiniones y sentimientos, y aportar resultados concretos basados en experiencias sobre la efectividad de los algoritmos de clasificación de texto. Es así que para el proceso de experimentación utilizaron varios modelos uno de ellos Redes bayesianas Multinomial por resultar una forma de implementación fácil y buenos resultados, otros modelos que

implementó para la comparación con Máxima Entropía, Máquina de Soporte Vectorial, Árbol de decisión y Turney dichos métodos determinan un estado de efectividad, luego los resultados son comparados gráficamente para ver cuáles tienen un valor de efectividad más acertado.

En (Dubiau L. , 2013) el algoritmo que menor margen de error es el de Redes Bayesianas Multinomial con un 8%, MaxEnt con el 6% y SVM con el 7%, y su valor de efectividad en Redes Bayesianas Multinomial es del 98%, MaxEnt 94% y SVM 93% escogiendo para pruebas de experimentación en nuestro trabajo el clasificador de Redes Bayesianas Multinomial puesto que presentó mejores resultados que los demás modelos de comparación.

(Dubiau L. , 2013) También utiliza un clasificador de **aprendizaje no supervisado** el algoritmo de Turney el cual tiene ventajas y desventajas para el tema de estudio a realizar, la ventaja es que no se necesita tener un entrenamiento previo del corpus, pero la desventaja de esta clasificación es que no se podría crear un corpus de las conversaciones de pacientes con problemas de Alzheimer sino de forma general, basado en etiquetas excelente, bueno, regular y malo, la cual no permite saber si la persona tiene un problema de la enfermedad o es normal, por lo tanto es conveniente tener una clasificación previa de corpus de personas que padezcan la enfermedad de Alzheimer, ya que de esa forma es fiel la clasificación determinante.

Por lo tanto en base a las conclusiones descritas por la investigación realizada de (Dubiau L. , 2013) se indica el proceso de clasificación supervisada a utilizar en la tesis.

Proceso de Clasificación Supervisado

En el caso de los modelos supervisados el proceso de clasificación se ejecuta como se indica en la **Figura 9** y fue implementado en base a lo explicado en el **Apartado 2.2** de este trabajo, es decir, entrenando el modelo en base a información conocida sobre documentos etiquetados correctamente y a partir de la extracción de atributos del texto.

El flujo de procesamiento del corpus de datos se implementó como se indica a continuación:

1. Se toma como entrada un corpus etiquetado y se aplican las transformaciones correspondientes.
2. Se divide el corpus en un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos de prueba y se extraen las características relevantes.

3. Se entrena el modelo a partir de las características y las clases conocidas del conjunto de datos de entrenamiento.
4. Se ejecuta la clasificación de los documentos del conjunto de prueba.
5. Se evalúa los resultados obtenidos de la polaridad del texto comparándolos con las clases esperadas de las emociones en video.
6. Se informan las métricas de la clasificación.

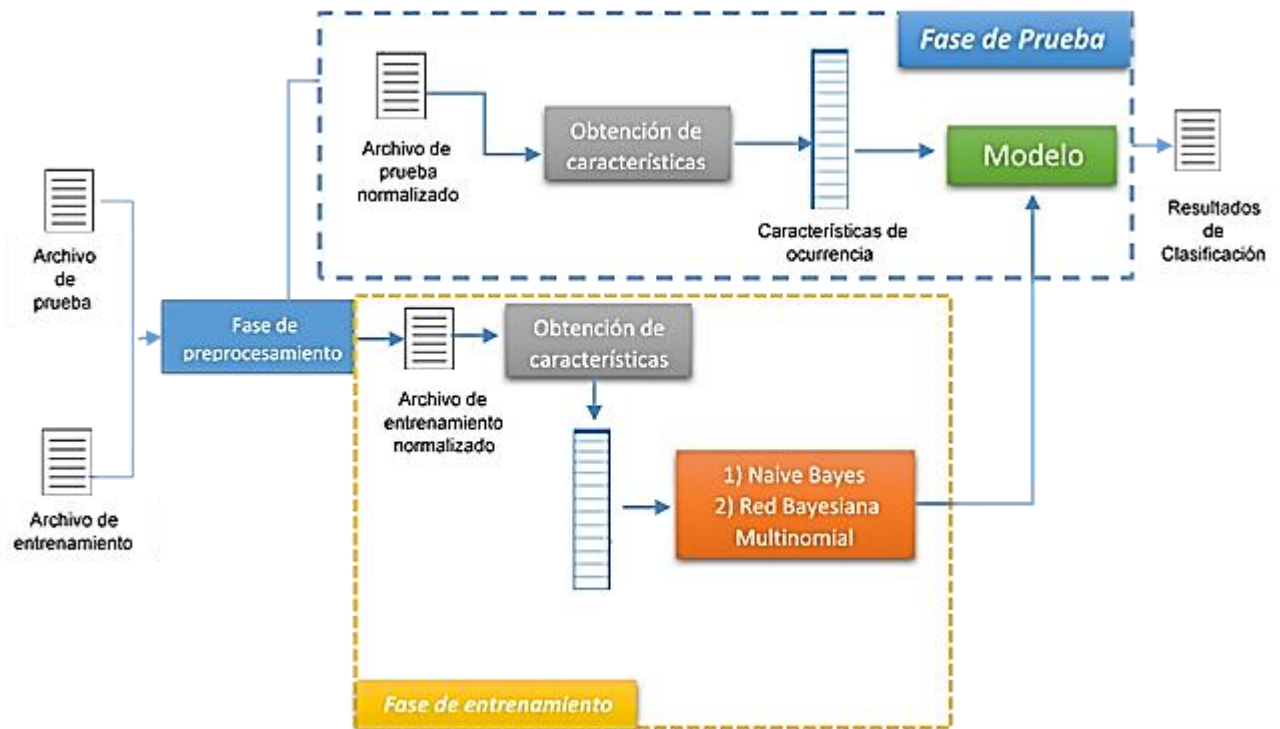


Figura 9. Arquitectura del Sistema de Clasificación
Elaboración: La autora

Dicha de esta forma se detalla los Algoritmos de Aprendizaje Supervisados seleccionados:

a. Naive Bayes

La estructura de la red es fija y solo se necesita aprender los parámetros (probabilidades). En términos simples, un clasificador de Bayes ingenuo asume que la presencia de una característica particular en una clase no está relacionada con la presencia de cualquier otra característica. Por ejemplo, una fruta puede ser considerado como una manzana si es rojo, redondo, y alrededor de 3 pulgadas de diámetro. Incluso si estas características dependen unos de otros o de la existencia de las otras características, todas estas propiedades contribuyen de forma independiente a la probabilidad de que esta fruta es una manzana y es por eso que se conoce como 'ingenuo'.

El modelo de Naive Bayes es fácil de construir y útil para grandes conjuntos de datos. Naive Bayes es conocida para superar a los métodos de clasificación, incluso altamente sofisticados.

➤ **Funcionamiento de Naive Bayes en NLTK**

Un clasificador Naive Bayes ingenuo está parametrizado por dos distribuciones de probabilidad:

- **P (label)** da la probabilidad de que una entrada recibirá cada etiqueta, dado ninguna información sobre las características de la entrada.
- **P (fname = FVAL | etiqueta)** da la probabilidad de que una determinada característica (**fname**) recibirá un valor dado (**FVAL**), dado la etiqueta (**label**).

Si el clasificador se encuentra con una entrada de una característica que nunca se ha visto, en vez de asignar una probabilidad de 0 a todas las etiquetas, ignorará esa característica.

El valor de característica 'None' está reservado para los valores de características que no se ven, por lo general no se debe usar 'None' como un valor de característica.

Un clasificador basado en el algoritmo bayesiano con el fin de encontrar la probabilidad de una clase, se utiliza en primer lugar la regla de Bayes para expresar **P (label | features)** en términos de **P (label)** y **P(features | label)**:

$$P(\text{label}/\text{features}) = \frac{P(\text{label}) * P\left(\frac{\text{features}}{\text{label}}\right)}{P(\text{features})}$$

Luego, el algoritmo hace que la hipótesis "ingenua" de todas las funciones sea independiente, dada la clase:

$$P(\text{label}/\text{features}) = \frac{P(\text{label}) * P\left(\frac{f1}{\text{label}}\right) * \dots * P\left(\frac{fn}{\text{label}}\right)}{P(\text{features})}$$

En lugar de utilizar **P (features)** de forma explícita, el algoritmo simplemente calcula el denominador para cada clase y los normaliza para que sumen uno, es decir es igual al conteo de las veces que aparece la palabra en los documentos de la clase más uno, dividido para el conteo de todas las palabras en los documentos de la clase más el tamaño del vocabulario.

$$P(w|c) = \frac{\text{count}(w, c) + 1}{\text{count}(c) + V}$$

Esta técnica es conocida por la creación de modelos sencillos, pero que realizan bien su trabajo sobre todo en los campos de la clasificación de documentos; así como: en predicción, diagnóstico, entre otros.

b. Redes Bayesianas Multinomial

Se implementa el algoritmo de Naive de Bayes ingenuo para los datos Multinomial distribuidos, y es uno de los dos Bayes ingenuos clásicos variantes utilizado en la clasificación de texto (donde los datos se representan típicamente como recuentos de vectores de palabras, aunque también se conocen vectores tf-idf para trabajar bien en la práctica).

Estima la probabilidad condicional de una palabra o término particular dada a una clase como la frecuencia relativa del término (**t**) en documentos pertenecientes a la clase(**c**):

$$P(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t \in V} T_{ct}}$$

Así esta variación tiene en cuenta el número de ocurrencias del término t en documentos de formación de la clase c, incluidas varias apariciones. El modelo Multinomial, captura la información de frecuencia de palabras en los documentos, un documento es una secuencia ordenada de eventos de palabras, extraídas del mismo vocabulario, es decir unigramas con recuentos de palabras enteras. A continuación se detalla un ejemplo del resultado implementando el clasificador Multinomial.

Tienen este conjunto de documentos (Frases)

Tabla 2. Ejemplo de Red Bayesiana Multinomial del Conjunto de Datos de Entrenamiento y Prueba

	Documento	Texto	Clase
Entrenamiento	D1	“La comida es excelente”	POS
	D2	“excelente servicio, todo es recomendable.”	POS
	D3	“Horrible lugar, la comida es mala.”	NEG
Test		“Es excelente todo, recomendable.”	?

Como se puede observar en la **Tabla 2**, el conjunto de documentos, tiene tres documentos o instancias que se encuentran previamente clasificadas en las clases Pos (Positivo) y Neg (Negativo), estos documentos se los utiliza como entrenamiento para determinar la clase del último documento, para esto se realiza las siguientes operaciones tomando en cuenta la teoría ya mencionada:

La muestra tomada parte de D1 hasta D4 como entrenamiento y D5 como no se sabe que polaridad tiene se realiza los cálculos con las palabras positivas y negativas y el mayor porcentaje

$$P(CPOS) = 0.5 \text{ (Valor de Estimación)}$$

$$P(CNEG) = 0.5 \text{ (Valor de Estimación)}$$

1. Como primer punto se realizó la separación de cada palabra de la frase del documento D5, divididos para la clase ya sea positiva o negativa.

- $P(CPOS|D5) = P(CPOS) * P(es|CPOS) * P(excelente|CPOS) * P(todo|CPOS) * P(recomendable|CPOS)$
- $P(CNEG|D5) = P(CNEG) * P(es|CNEG) * P(excelente|CNEG) * P(todo|CNEG) * P(recomendable|CNEG)$

La siguiente operación se realiza contando las veces que aparece una palabra en los documentos de la clase más uno, por ejemplo en la primera frase se contaron dos veces la palabra excelente en los documentos de la clase POS, esto es dividido para el conteo de todas las palabras en los documentos de la clase, en el caso de la primera operación son nueve palabras que se encuentran en los documentos de la clase POS, más el tamaño de entrenamiento que serían diez.

Vocabulario = {la, comida, es, excelente, lugar, servicio, todo, recomendable, horrible, mala}
 $|V| = 10 \rightarrow$ número de palabras de entrada

$$\sum_w \text{count}(w; CPOS) = 9 \text{ número de palabras Pos, en las palabras de entrenamiento}$$

$$\sum_w \text{count}(w; CNEG) = 10 \text{ número de palabras Neg, en las palabras de entrenamiento}$$

$$P(es|CPOS) = 2+1/10+9 = 0.16$$

$$P(es|CNEG) = 1+1/10+10 = 0,1$$

$$P(excelente|CPOS) = 2+1/10+9 = 0,157$$

$$P(excelente|CNEG) = 0+1/10+10 = 0,05$$

$$P(todo|CPOS) = 1+1/10+9 = 0,105$$

$$P(todo|CNEG) = 1+1/10+10 = 0,1$$

$$P(recomendable|CPOS) = 1+1/10+9 = 0,105$$

$$P(recomendable|CNEG) = 1+1/10+10 = 0,1$$

Para escoger la clase se multiplica la probabilidad de una clase. En el caso de la clase POS es 2/4 y NEG 2/4, esto multiplicado por la probabilidad de una palabra dada una clase.

En la clase POS se multiplica cada probabilidad de la palabra por el valor de estimación (0.5), y de la misma forma para la clase NEG.

$$P(CPOS|D5) = 0:5 * 0:16 * 0:157 * 0:105 * 0:105 = \mathbf{0,28}$$

$$P(CNEG|D5) = 0:5 * 0:1 * 0:05 * 0:1 * 0:1 = \mathbf{0,025}$$

Una vez realizada esta operación se puede observar que la mayor probabilidad de clase es **0,28** y equivale a la clase POS por lo tanto el (documento 5) es clasificado como POS por obtener mayor resultado sobre la otra clase. Dado que $P(CPOS|D5) > P(CNEG|D5)$.

➤ **Salidas de Implementación de los Algoritmos**

El sistema genera salidas a lo largo de su ejecución, las cuales son útiles en diferentes procesos. Estas salidas son archivos planos txt que a continuación se listan:

1. Diccionario de características.
2. Documentos clasificados.
3. Evaluación de resultados y desempeño.

El diccionario de características tiene como propósito, servir como recurso para futuras implementaciones, es decir, evitar que el sistema vuelva a crear un diccionario cada vez que se ejecute.

CAPITULO IV: CREACIÓN DEL CORPUS E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS SUPERVISADOS

4.1. Descripción del corpus

Tomando en cuenta que se conoce las emociones básicas, que conllevan a una polaridad en el texto se puede estructurar un modelo probabilístico basado en redes bayesianas que permita la identificación de la polaridad en las conversaciones en pacientes con Alzheimer. Los algoritmos de aprendizaje probabilísticos utilizados fueron una Red Bayesiana Ingenua y Redes Bayesianas Multinomial con el fin de obtener los valores aproximados de aceptabilidad y por lo tanto se obtiene un modelo cuantitativo de la red. **De dichos algoritmos experimentados con el corpus utilizado para obtener valores de aceptabilidad en las clases (positivo, negativo y neutro) fue la Red Bayesiana Multinomial.**

Por lo que en esta fase se describe las pruebas y resultados obtenidos con el sistema implementado. Para ello fue necesario contar con un corpus para realizar los experimentos, los cuales son 488 frases de las diez conversaciones de los pacientes con Alzheimer. En la experimentación se tomó las siguientes fases:

Fase de entrenamiento: La estructura del entrenamiento contiene tres ficheros, conteniendo las frases positivas, negativas y neutras, previamente clasificadas por un experto humano. Un ejemplo del fichero de entrenamiento se muestra en la **Tabla 3**.

Tabla 3. Ficheros de Entrenamiento (Muestra)

Ficheros	Clases	No.Frases	Muestra de 15 frases de pacientes con Alzheimer
Positivo.txt	Positivo	109	<ul style="list-style-type: none">• Hay muchas gracias• Mi infancia fue muy buena con mis papas• Alguna cosa buena se presenta• Todas son muy buenas• Mi vida de nina feliz porque mi papa y mi mama me querian arto• pero yo era la mas mimada• Todas me miman• entonces yo era la mas mimada yo era la sexta

			<ul style="list-style-type: none"> • esta esta buena para la Olimpita llevele y asi ella me mimaban • Si y sabia decir Otavalo es la tierra de mi amada • la unita se hizo Monja, y el varon solo supe que se caso ya tuvo una guaguita • mis companeras que hacen como que si fueran mi familia
Negativo.txt	Negativo	124	<ul style="list-style-type: none"> • El unito 40 mismo no me acuerdo • Y mi mamita tampoco me acuerdo • Me da miedo casarme • A ratos triste • Siempre hay inconvenientes no • Entonces cambia, se deja de ser tristona • Nada • que venga a verme • Y ahora que fecha • Y ya mismo viene el loco • Mi hermano es mayor que mi loco • Tuve 7 dos muertos y 5 vivos
Neutro.txt	Neutro	255	<ul style="list-style-type: none"> • Creo que voy a cumplir 40 • De Guayaquil • Mis papitos eran • Yo tengo Guillermo, Cesar, Edmundo • Novios no tengo • Entonces no voy estar riendome • Claro • Viuda de unos 30 anos ya • mas que a ninguno de todos • por eso mi hermana la mayor como una muneca me tenia

Elaboración: La Autora

Como se puede observar en la **Tabla 4**, se muestran los resultados de la normalización realizada al texto de los tres ficheros de entrenamiento previos, resultando una estructura de la matriz de la siguiente manera: los primeros elementos contiene las palabras y el

segundo elemento es el tipo de polaridad. Como se dio el tratamiento respectivo se eliminó las palabras más pequeñas que no tienen significado o llamado de otra manera Stopwords (**Ver Anexo 4**), además se convirtió a minúsculas todas las palabras.

Tabla 4. Lista de Tratamiento de Frases de Entrenamiento

Lista de Tratamiento de Frases de Entrenamiento
(['gracias'], 'positivo')
(['infancia', 'papas'], 'positivo')
(['cosa', 'presenta'], 'positivo')
(['vida', 'nina', 'feliz', 'papa', 'mama', 'querian', 'arto'], 'positivo')
(['mimada'], 'positivo')
(['miman'], 'positivo')
(['mimada', 'sexta'], 'positivo')
(['olimpita', 'llevelle', 'mimaban'], 'positivo')
(['sabia', 'otavalo', 'tierra', 'amada'], 'positivo')
(['monja', 'varon', 'supe', 'caso', 'guaguaita'], 'positivo')
(['companeras', 'fueran', 'familia'], 'positivo')
(['buscar', 'felicidad'], 'positivo')
(['preguntar'], 'positivo')
(['matrimonio'], 'positivo')
(['basta'], 'positivo')
(['mamita', 'acuerdo'], 'negativo')
(['miedo', 'casarme'], 'negativo')
(['ratos', 'triste'], 'negativo')
(['inconvenientes'], 'negativo')
(['cambia', 'tristona'], 'negativo')
(['venga', 'verme'], 'negativo')
(['fecha'], 'negativo')
(['viene', 'loco'], 'negativo')
(['hermano', 'loco'], 'negativo')
(['muertos', 'vivos'], 'negativo')
(['murieron', 'papas'], 'negativo')
(['acuerdo'], 'negativo')
(['case', 'entenados', 'papa', 'gustaba', 'medio', 'gustaba'], 'negativo')
(['mijita', 'guaguas', 'sufrir'], 'negativo')
(['hembrita', 'poquito', 'malcriadita', 'cogia', 'daba'], 'negativo')
(['cumplir'], 'neutro')
(['guayaquil'], 'neutro')
(['papitos'], 'neutro')
(['guillermo', 'cesar', 'edmundos'], 'neutro')
(['novios'], 'neutro')

(['riendome'], 'neutro')
(['claro'], 'neutro')
(['maria', 'olimpia'], 'neutro')
(['garcia', 'cordova'], 'neutro')
(['cuantos'], 'neutro')
(['viuda', 'anos'], 'neutro')
(['vecita', 'nomas'], 'neutro')
(['hermanos'], 'neutro')
(['hermana', 'muneca'], 'neutro')
(['vine', 'comprando', 'olimpita', 'hagamole', 'rapidito', 'vestido'], 'neutro')
(['mami', 'senora', 'vendia', 'telas'], 'neutro')
(['otavalo'], 'neutro')
(['tremendo', 'quede', 'viuda', 'acabo'], 'neutro')
(['volvi'], 'neutro')
(['vida'], 'neutro')
(['cotacachi'], 'neutro')
(['casado', 'guaguita'], 'neutro')

Elaborado: La Autora

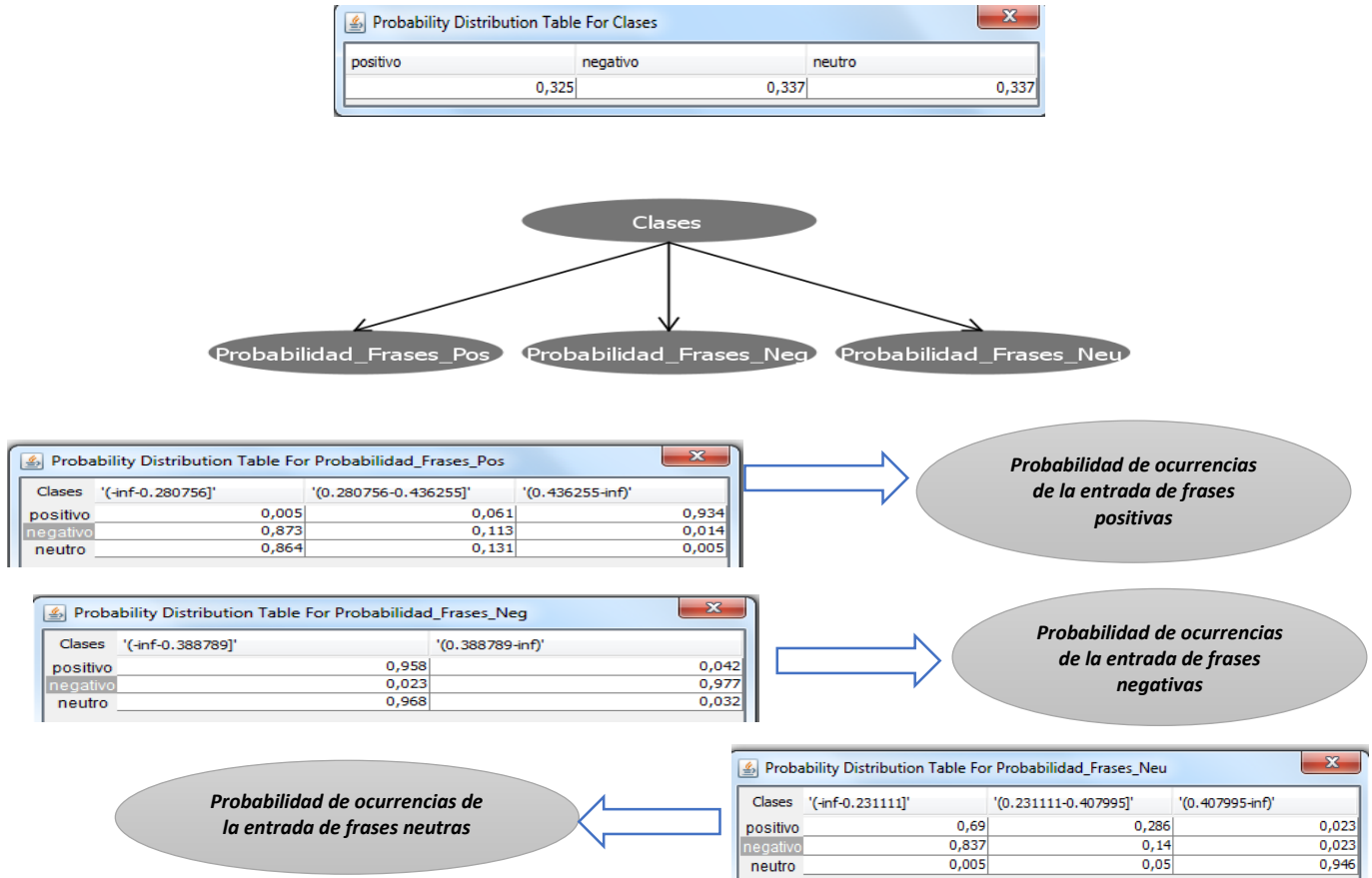
4.2. Modelado de la Red Bayesiana Multinomial

Los datos del fichero de entrenamiento también sirven para modelar una Red bayesiana Multinomial como se describe a continuación:

1. Se parte de las transcripciones de las conversaciones obteniendo así el corpus de entrenamiento.
2. La asignación de cada clase de las frases de las conversaciones se la realiza de manera subjetiva para su clasificación como se muestra en la **Tabla 3**.
3. Se obtiene por cada frase una probabilidad de cada polaridad, utilizando el algoritmo de Red Bayesiana Multinomial entrenado con las conversaciones.
4. Se identifica la polaridad que tiene el porcentaje más alto, para asignar la clase más representativa, dado que; mientras la palabra tenga más frecuencia (es más visible).
5. Un ejemplo del fichero de entrada utilizado para entrenar la Red Bayesiana Multinomial está en la **Tabla 4**.

En la **Ilustración 4** se muestra el modelo de la estructura de la red bayesiana Multinomial utilizando la herramienta gráfica de WEKA.

Ilustración 4. Resultado del entrenamiento del clasificador bayesiano



En la **Ilustración 4** se observa:

- Los porcentajes de ocurrencia de las clases (polaridad) obtenidas a partir del *dataset*.
- Se muestra los porcentajes de ocurrencia de las entradas probabilísticas de las frases con respecto a cada clase de todas las conversaciones que componen el *dataset*.

Los datos resultantes del modelo de Red Bayesiana Multinomial muestra lo siguiente:

- En el caso de las probabilidades de ocurrencia de frases positivas, negativas y neutras, se muestra los límites que tenemos de entrada en nuestro modelo. La distribución de probabilidades de las entradas de frases positivas van desde 43,63%

hacia al infinito, apuntando hacia la **Clase Positiva con una probabilidad del 93%**, en cambio al tener el límite de infinito al 28,08% apuntan hacia la **Clase Negativa con una probabilidad del 87%**, seguida de la **Clase Neutra con 86%**, y los límites de 28.08% hasta 43,63% es probable que la clase sea **Neutra con el 13%**.

- En el caso de las probabilidades de entrada de frases negativas en el modelo se muestra dos límites: en el límite del $-\infty$ al 38,8% hay una probabilidad de que la Clase sea **Neutra con el 96,8%**, y en el límite de 38,8% al infinito hay una probabilidad de que la clase sea **Negativa con el 97,7%**.
- Así mismo en el caso de la distribución de probabilidades de entrada de frases neutras se muestra tres límites: **del infinito al 23% existe la probabilidad del 83,7% que sea una Clase Negativa**, **del 40% al infinito hay una probabilidad del 94,6% de que la Clase sea Neutra**.

En tiempo de ejecución, los resultados del clasificador Bayesiano Multinomial tienen que ser validados por el experto o por métodos de comprobación algorítmica (crossvalidation) con el fin de confirmar la validez del aprendizaje, tal como se hace en el **Apartado 4.4** de experimentación de ésta tesis (**Ver Tabla 10**, donde se analiza los resultados del clasificador textual, con el análisis del experto (software Human Emotion Recognition).

Fase de extracción de características

En cuanto a la extracción de características, las siguientes listas de características fueron implementadas en la aplicación con la siguiente combinación:

- Presencia de unigramas
- Frecuencia de unigramas

En la **Tabla 5** se observa una muestra de los resultados obtenidos de la lista de características con presencia de unigramas, y en la **Ilustración 5** la lista de características con su frecuencia:

Tabla 5. Presencia de unigramas de la lista de características

Features List				
rodilla	cera	trayendome	fernando	especerías
única	telas	manana	santander	novios
tejer	juana	guillermo	sufriendo	fino
vuelta	colores	nancy	bonito	ojo
manda	llamara	obtiene	mami	femenino
menor	trabajador	cunada	quinto	sasonar
gana	rafael	alado	legumbres	quieren
leche	claro	bombero	pulmonía	fecha
hijos	via	diera	mama	chiquita
chupo	vieja	dedos	puercos	diga
presenta	palabras	hugo	quitando	profesión
vergüenza	clara	llama	rosario	cocinado
decía	curar	directa	pare	tape
queques	vecita	vendedor	jovenes	central
pongo	casita	olimpita	martes	robado
eulalia	nietito	traer	antonia	cedula
humildes	jugaba	polvo	paro	rica
venimos	hablar	varon	llevaba	hablando
semejante	recorrimos	canto	viejas	hornado
tranquilame	castellanos	sale	negro	plata
llamaba	mejora	picara	mayorka	cuba
hermano	vivia	madre	hijita	alicia
llevaron	jubilado	conoce	atejaba	fabrica
sabia	hospital	buscar	malcriadita	lanas
comercial	papas	conoci	bebes	tierra
traviesos	cuarto	mujercitas	entenados	finadito
casan	edmundo	hijitos	hijito	saquinaula

```

('acuerdo', 15)
('hijos', 14)
('mujer', 14)
('hija', 13)
('vive', 11)
('doctorita', 10)
('maria', 10)
('cuantos', 9)
('murio', 9)
('varon', 9)
('casa', 8)
('hijo', 8)
('manuel', 8)
('vida', 8)
('dias', 7)
('marido', 7)
('cuenca', 6)
('hermano', 6)
('papa', 6)
('trabajo', 6)
('viven', 6)
('ahorita', 5)
('casco', 5)

```

Ilustración 5. Lista de características y su ocurrencia

Elaboración: La Autora

Fase de prueba: En esta fase se emplea el archivo de prueba normalizado, de éste se extraen las frases que serán enviadas al modelo quien se encargará de asignar un sentimiento a cada frase del corpus. En la **Figura 10** se observa la composición del corpus de prueba que será tomado de manera aleatoria del corpus de entrenamiento contando treinta frases del entrenamiento hacia abajo, para obtener mejores resultados en la exactitud del modelo.

```

----testFeatures----
[[['repente', 'familia'], 'positivo'), (['sasonar'], 'positivo'), (['cocina', 'p
ata', 'mote', 'especerías'], 'positivo'), (['atienden', 'examinan', 'remedios'],
'positivo'), (['aliviada'], 'positivo'), (['despierto', 'noche'], 'positivo'),
(['gracias'], 'positivo'), (['curiosa'], 'positivo'), (['temporadas', 'temporada
s', 'medio', 'reboltosas'], 'positivo'), (['peleona', 'pleistista', 'simpatiza',
'simpatiza', 'trato', 'marido', 'mujer'], 'positivo'), (['humildes'], 'positivo
'), (['humildes'], 'positivo'), (['humano', 'femenino', 'trae', 'simpatia'], 'po
sitivo'), (['mujer'], 'positivo'), (['lejos', 'bonito', 'mujer', 'lejos'], 'posi
tivo'), (['repente', 'viendo', 'mujer', 'simpatizo', 'simpatizo'], 'positivo'),
(['dias', 'dias'], 'positivo'), ([], 'positivo'), (['diferentes'], 'positivo'),
(['unica', 'ilusion', 'darles', 'educacion'], 'positivo'), (['profesores'], 'pos

```

Figura 10. Composición del corpus de prueba
Elaboración: La Autora

4.3. Implementación de los clasificadores utilizando el framework NLTK y Sci-kit Learn de Python.

La implementación se parte con la descarga de los dos frameworks, en un terminal en Linux se ejecuta la siguiente línea de comando (previa instalación de pip):

```

sudo pip install nltk
sudo pip install sci-kit learn

```

Para verificar si se instalaron bien las dos herramientas se abre un terminal y se coloca las siguientes líneas de comando:

python >> permite ingresar a la consola de ejecución de python que está instalado en nuestro equipo.

En la consola se escribe las siguientes líneas de código verificando así la instalación de los framework.

```

>> import nltk *
>>import SklearnClassifier *

```

Si no presenta ningún error al ejecutar estas dos líneas de código quiere decir que la instalación se realizó con éxito.

4.3.1. Implementación del Algoritmo Naive Bayes Ingenuo con NLTK.

La primera implementación que se realizó con el código del algoritmo que se encuentran en el script *sentimentRedNavieBayes.py* es para el algoritmo de Naive Bayes Ingenuo.

Se realiza la normalización del corpus con que se va entrenar el clasificador, con el siguiente método **getFeatureVector** se obtiene el vector de las frases y la clase de la clasificación, en el mismo se llama a los métodos de eliminación de letras repetidas, signos de puntuación y de los stopwords quedando como se muestra en la **Tabla 4**. Este vector que contiene las palabras de las frases en las tres clases, se las inicializa en la variable **features** la misma que se le denota la dimensión de cada vector de la siguiente manera, se inicializa a su vez las de testing (**Ver Figura 11**).

```
features = featuresPos[:109] + featuresNeg[:109] + featuresNeu[:109]
testFeatures = featuresPos[30:] + featuresNeg[30:] + featuresNeu[30:]
```

Figura 11. Código para inicializar los vectores

Finalmente y con el clasificador entrenado, se procede a la clasificación de texto de las conversaciones filmadas de pacientes con Alzheimer. NLTK abstrae toda la mecánica del algoritmo, proporcionando ya un clasificador bayesiano ingenuo listo para usar, aunque en la implementación se ha extendido la funcionalidad permitiendo extraer medidas de precisión según la función de extracción empleado.

Ahora para el clasificador se utiliza una lista de características (**ver Figura 12**) o llamado también vocabulario el cual se lo genera utilizando las frecuencias de aparición en los features, el entrenamiento se lo realiza utilizando la librería (**nlk.classify.util.apply_features**), el mismo que permite la estructuración de entrenamiento de la Red Bayesiana dando valores booleanos a cada palabra con la utilización del método (*extract_features*) como se puede ver a continuación en la **Figura 13**.

```
featureList = listaRes
featureList = nltk.FreqDist(featureList)
both_most_common = featureList.most_common()
lista = list(itertools.chain(*(sorted(ys) for k, ys in itertools.groupby(both_most_common, key=lambda t: t[1]))))
fileDI = open('data/featureList.txt', 'w')
featureList = list(featureList.keys())[:3000]
for x in lista:
    text = str(x)+'\n'
    fileDI.write(text)
fileDI.close()
```

Figura 12. Código para la lista de características según la frecuencia

```
def extract_features(text):
    text_words = set(text)
    features = {}
    for word in featureList:
        features['contains(%)' % word] = (word in text_words)
    return features
```

Figura 13. Método de conversión de la conversación con la lista de características.

Al enviar un conjunto de palabras deben encontrarse en el vocabulario obteniendo esta estructura TRUE Y FALSE (**Ver Figura 15**) inicializada en la variable *training_set*, en el mismo proceso de análisis de entrenamiento se prepara los datos de prueba los cuales son una parte del mismo corpus que se utiliza como entrenamiento el cual está en la variable *trainTest* (**Ver figura 14**)

```
training_set = nltk.classify.util.apply_features(extract_features, features)
trainTest = nltk.classify.util.apply_features(extract_features, testFeatures)
```

Figura 14. Variables que contienen el entrenamiento y datos de prueba del clasificador

```
'contains(deja)': False, 'contains(caída)': False, 'contains(preguntar)': False, 'contains(profesion): False, 'contains(picara)':
'contains(guardia)': False, 'contains(examinan)': False, 'contains(gusta)': False, 'contains(educacion)': False, 'contains(garcía)':
'contains(llevarme)': False, 'contains(canto)': False, 'contains(seccion)': False, 'contains(fidel)': False, 'contains(bote)': False
ns(mujercitas)': False, 'contains(santo)': False, 'contains(case)': False, 'contains(nietos)': False, 'contains(separados)': False,
```

Figura 15. Training_set con estructura TRUE Y FALSE para el entrenamiento del clasificador.

Utilizando la sentencia de **nltk.NaiveBayesClassifier** con el parámetro de *training_set* se entrena el clasificador inicializándola en el objeto **NBClassifier**. (**Ver Figura 16**)

```
NBClassifier = nltk.NaiveBayesClassifier.train(trainTest)
```

Figura 16. Objeto que contiene el clasificador entrenado

Con este objeto permite la categorización de un nuevo documento o texto de las conversaciones filmadas de personas que se quiera analizar, para dicha categorización se realiza el mismo proceso de normalización que se utilizó en el entrenamiento (**ver Figura 17**).

```
while linea:
    text = linea.strip()
    processedText = processText(text)
    featureVector = getFeatureVector(processedText, stopWords)
    # agrego las palabras características de las conversaciones
    featureList.extend(featureVector)
    if len(featureVector) != 0:
        featuresNeg.append((featureVector, sentiment[1]));
    linea = fileDir.readline()
fileDir.close()
```

Figura 17. Proceso de conversión de las conversaciones a Vector de palabras

Para el cálculo de precisión y recall se utiliza los métodos de la misma herramienta del NLTK, los que nos permite observar los valores de cada clase con los datos de prueba. (Ver Figura 18)

```
print 'accuracy:',round(nltk.classify.util.accuracy(NBClassifier,trainTest)*100,2),'%'
print 'error',round(100-(nltk.classify.util.accuracy(NBClassifier,trainTest))*100,2),'%'
print 'positivo precision:',precision(referenceSets['positivo'], testSets['positivo'])
print 'positivo recall:',recall(referenceSets['positivo'], testSets['positivo'])
print 'negativo precision:',precision(referenceSets['negativo'], testSets['negativo'])
print 'negativo recall:',recall(referenceSets['negativo'], testSets['negativo'])
print 'neutro precision:',precision(referenceSets['neutro'], testSets['neutro'])
print 'neutro recall:',recall(referenceSets['neutro'], testSets['neutro'])
```

Figura 18. Cálculo de precisión y recall

El objeto del categorizador **NBClassifier** permite observar las palabras más informativas del clasificador que permiten la clasificación de las clases de las nuevas conversaciones, quedando de la siguiente manera **Figura 19**:

```
# Ver las palabras que determinan si es positivo, negativo y neutro las conversaciones
NBClassifier.show_most_informative_features(10)
```

Figura 19. Objeto del clasificador.

Los resultados obtenidos de **show_most_informative_features** son los siguientes

Ilustración 6:

```
Most Informative Features
contains(doctorita) = True      negati : positi = 7.7 : 1.0
contains(tu) = True           negati : positi = 6.3 : 1.0
contains(voy) = True          negati : positi = 6.2 : 1.0
contains(dias) = True         positi : negati = 5.0 : 1.0
contains(cosa) = True         negati : positi = 5.0 : 1.0
contains(tiempo) = True       negati : positi = 4.3 : 1.0
contains(duela) = True        negati : positi = 4.3 : 1.0
contains(claro) = True        positi : negati = 3.7 : 1.0
contains(aca) = True          negati : positi = 3.7 : 1.0
contains(hijas) = True        negati : positi = 3.0 : 1.0
```

Ilustración 6. Palabras más informativas del Clasificador

La categorización de nuevas conversaciones se realiza con la dirección del archivo de la conversación el cual está en un texto plano .txt, Para la normalización se analiza por línea de la conversación y con contadores se analiza cuantas frases positivas, negativas y neutras contiene la conversación (**Ver Figura 20**) el algoritmo muestra en porcentajes las clases que contiene la conversación como se muestra en la **Ilustración 7**.

```

# #evaluación de nuevas conversaciones
fichero = "data/" +str(1) + ".txt"
print 'conversacion.....',1,'.txt'
a=open(fichero)
text = a.readline()
trainTest = []
testFeatures = []
conps=0
conne=0
coneu=0
contador = 0
while text:
    processedTestText = processText(text.strip())
    texts = getFeatureVector(processedTestText, stopWords)
    sentiment = NBClassifier.classify(extract_features(texts))
    testFeatures.append((texts,sentiment))
    contador = contador+1
    print 'Frase ', contador, ' ',text.strip(), 'sentimiento aproximado: ',sentiment
    if sentiment == 'positivo':
        conps = conps+1
    elif sentiment == 'negativo':
        conne = conne+1
    elif sentiment == 'neutro':
        coneu = coneu+1
    text = a.readline()

conValue=conps+conne+0.0+coneu
print 'Numero de Lineas Analizadas: ',conValue
print 'Conten positive value ', round((conps/conValue)*100,2),'%'
print 'Conten negative value',round((conne/conValue)*100,2),'%'
print 'Conten neutro value',round((coneu/conValue)*100,2),'%'

```

Figura 20. Evaluación de Nuevas Conversaciones

```

Frase 26 Todas son muy buenas sentimiento aproximado: neutro
Frase 27 Claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 28 Nada sentimiento aproximado: neutro
Frase 29 Si claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 30 No sentimiento aproximado: neutro
Frase 31 que venga a verme sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 Y ahora que fecha sentimiento aproximado: negativo
Frase 33 Y ya mismo viene el loco sentimiento aproximado: negativo
Frase 34 Mi hermano es mayor que mi, loco sentimiento aproximado: negativo
Numero de Lineas Analizadas: 34.0
Conten positive value 11.76 %
Conten negative value 32.35 %
Conten neutro value 55.88 %

```

Ilustración 7. Muestra de resultados de la Clasificación de una conversación con Naive Bayes.

4.3.2. Implementación del Algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial.

El script del archivo se encuentra con el nombre *MultinomialNB.py* en donde se importa las librerías necesarias para la utilización de este algoritmo como se denota de la siguiente manera (Ver Figura 21):

```

from nltk.classify.scikitlearn import SklearnClassifier
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB

```

Figura 21. Importaciones del framework Sci-Kit Learn

Este algoritmo es fácil de implementar por que se utiliza el mismo entrenamiento que se realizó con Naive Bayes ingenuo, resultando el objeto *MNB_classifier* de la siguiente manera en código fuente: **Figura 22**

```

MNB_classifier = SklearnClassifier(MultinomialNB())
MNB_classifier.train(training_set)

```

Figura 22. Inicialización del Clasificador de Redes Bayesianas Multinomial

Para calcular la precisión y recall se utiliza los métodos de la herramienta de NLTK quedando de la siguiente manera la importación: **Figura 23**

```
from nltk.metrics.scores import (accuracy, precision, recall)
```

Figura 23. Importaciones para el cálculo de precisión y recall

El código para obtener los resultados de precisión y recall del algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial se los realiza con los datos de prueba (**trainTest**) que se explicó anteriormente quedando de la siguiente manera **Figura 24**.

```
print 'MultinomialNB accuracy percent:',round(nltk.classify.util.accuracy(MNB_classifier, training_set)*100,2),'%'
print 'error',round(100-(nltk.classify.util.accuracy(MNB_classifier,training_set))*100,2),'%'
print 'positivo precision:', precision(referenceSets['positivo'], testSets['positivo'])
print 'positivo recall:', recall(referenceSets['positivo'], testSets['positivo'])
print 'negativo precision:', precision(referenceSets['negativo'], testSets['negativo'])
print 'negativo recall:', recall(referenceSets['negativo'], testSets['negativo'])
print 'neutro precision:', precision(referenceSets['neutro'], testSets['neutro'])
print 'neutro recall:', recall(referenceSets['neutro'], testSets['neutro'])
```

Figura 24. Calculo de precisión y recall del Clasificador de Redes Bayesianas Multinomial

Para la categorización de nuevas conversaciones se utiliza el mismo proceso que en el NLTK, el mismo que devuelve en porcentajes la cantidad de frases positivas, negativas y neutras. El valor de la clase encontrada se guarda en la variable *sentiment*, la cual se va actualizando por cada frase analizada de la conversación. Y con la ayuda de contadores se puede averiguar cuantas frases positivas, negativas y neutras tiene la conversación analizada (**Ilustración 8**).


```

fichero = "data/" +str(1) + ".txt"
print 'conversacion.....',1,'.txt'
a=open(fichero)
text = a.readline()
trainTest = []
testFeatures = []
conps=0
conne=0
cone=0
contador = 0
while text:
    processedText = processText(text.strip())
    texts = getFeatureVector(processedText, stopWords)
    sentiment = MNB_classifier.classify(extract_features(texts))
    testFeatures.append((texts,sentiment))
    contador = contador+1
    print 'Frase ', contador, ' ',text.strip(), 'sentimiento aproximado: ',sentiment
    if sentiment == 'positivo':
        conps = conps+1
    elif sentiment == 'negativo':
        conne = conne+1
    elif sentiment == 'neutro':
        cone = cone+1
    text = a.readline()

conValue=conps+conne+0.0+cone
print 'Numero de Lineas Analizadas: ',conValue
print 'Conten positive value ', round((conps/conValue)*100,2),'%'
print 'Conten negative value ',round((conne/conValue)*100,2),'%'
print 'Conten neutro value ',round((cone/conValue)*100,2),'%'

```

Figura 25. Análisis de nuevas conversaciones utilizando el algoritmo de Redes Bayesianas Multinomial

```

mmnarvaez1@ubuntu: ~/Desktop/alzheimers_sentiment_analysis
Frase 6 Hay muchas gracias sentimiento aproximado: positivo
Frase 7 Mis papitos eran sentimiento aproximado: neutro
Frase 8 El unito 40 mismo no me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 9 Y mi mamita tampoco me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 10 Yo tengo Guillermo, Cesar, Edmundo sentimiento aproximado: neutro
Frase 11 Novios no tengo sentimiento aproximado: neutro
Frase 12 Me da miedo casarme sentimiento aproximado: negativo
Frase 13 Mi tia sentimiento aproximado: negativo
Frase 14 Como mi madre Rosarito sentimiento aproximado: neutro
Frase 15 En la casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 16 En la casa de ella sentimiento aproximado: neutro
Frase 17 Mi infancia fue muy buena con mis papas sentimiento aproximado: negativo
Frase 18 Tambien porque en la Perez Bazares me hicieron educar sentimiento aproximado: neutro
Frase 19 En quito sentimiento aproximado: neutro
Frase 20 A ratos triste sentimiento aproximado: negativo
Frase 21 Otros ratos feliz sentimiento aproximado: negativo
Frase 22 Siempre hay inconvenientes no sentimiento aproximado: negativo
Frase 23 Entonces no voy estar riendome sentimiento aproximado: neutro
Frase 24 Alguna cosa buena se presenta sentimiento aproximado: positivo
Frase 25 Entonces cambia, se deja de ser tristona sentimiento aproximado: negativo
Frase 26 Todas son muy buenas sentimiento aproximado: negativo
Frase 27 Claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 28 Nada sentimiento aproximado: negativo
Frase 29 Si claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 30 No sentimiento aproximado: negativo
Frase 31 que venga a verme sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 Y ahora que fecha sentimiento aproximado: negativo
Frase 33 Y ya mismo viene el loco sentimiento aproximado: negativo
Frase 34 Mi hermano es mayor que mi, loco sentimiento aproximado: negativo
Numero de Lineas Analizadas: 34.0
Conten positive value 8.82 %
Conten negative value 50.0 %
Conten neutro value 41.18 %

```

Ilustración 8. Resultados de Clasificación de una conversación con Redes Bayesianas Multinomial

CAPITULO V: RESULTADOS

5.1. Análisis de Resultados de Experimentación

En este apartado se describen los resultados de la clasificación del texto de las conversaciones filmadas en pacientes con Alzheimer a partir del marco metodológico planteado en esta tesis. Por no contar con un corpus previamente clasificado de personas con Alzheimer en idioma español, se inició con la clasificación previa de las conversaciones para poder obtener el entrenamiento necesario, y poder realizar la inferencia de la polaridad con nuevas conversaciones por medio de algoritmos probabilísticos, además se analizó los resultados obtenidos por el software Human Emotion Recognition (HER), para luego corroborar si lo que expresa facialmente y dice tienen correlación.

5.1.1. Clasificación de polaridad a nivel de documento con el algoritmo de análisis de sentimientos básicos en Python.

El primer experimento realizado trata de evaluar el método de clasificación de la polaridad (positivo y negativo) a nivel de documento, para ello se ha utilizado el conjunto de cada conversación de los pacientes, en cuanto al corpus se refiere se menciona que los diez documentos ya disponen de una etiqueta de forma subjetiva indicando si son positivos y negativos, ya que luego de un previo estudio analizado por investigaciones en la utilización de redes bayesianas mencionan que para poder realizar el entrenamiento se necesita tener una previa clasificación que indique que una conversación es positiva o negativa como se muestra en la clasificación de tweets, del siguiente enlace:

<http://www.laurentluce.com/posts/twitter-sentiment-analysis-using-python-and-nltk/>.

Por lo tanto en base a esta investigación se realizó la clasificación de entrenamiento de las conversaciones de los pacientes con Alzheimer; partiendo de un previo algoritmo de análisis de sentimientos básicos obtenidos mediante un análisis de las palabras positivas o negativas de un diccionario de la Guía de Rose Emotion Words, tomando valores cuantitativos de las palabras positivas o negativas.

El clasificador necesita ser entrenado y para dicha evaluación realizada se estructuró dos archivos en donde se encuentran el conjunto de conversaciones positivas y negativas tomando en cuenta toda la conversación del paciente, las cuales se tiene clasificados de la siguiente manera **Tabla 6**.

Tabla 6. Clasificación previa de las conversaciones utilizando un algoritmo de análisis de sentimientos básicos obtenidos mediante un análisis de las palabras + y – de un diccionario.

Conversaciones	Porcentaje		Label
	Positivo	Negativo	
Conversación 1	42,86%	57,14%	Negativo
Conversación 2	55,0%	45,0%	Positivo
Conversación 3	48,28%	51,72%	Negativo
Conversación 4	39,29%	60,71%	Negativo
Conversación 5	76,32%	23,68%	Positivo
Conversación 6	68,42%	31,58%	Positivo
Conversación 7	46,43%	53,57%	Negativo
Conversación 8	56,1%	46,9%	Positivo
Conversación 9	46,67%	53,33%	Negativo
Conversación 10	71,43%	28,57%	Positivo

Luego de dicha clasificación previa a nivel de documento, se aplicó el algoritmo de Naive Bayes para la experimentación utilizando 123 oraciones como test donde se obtuvo los siguientes resultados (**Ilustración 9**).

```
accuracy: 45.53 %
error 54.47 %
Conten positive value 71.54 %
Conten negative value 28.46 %
positive precision: 0.477272727273
positive recall: 0.666666666667
negative precision: 0.4
negative recall: 0.233333333333
```

Ilustración 9. . Resultados de la experimentación como test.

La precisión del Algoritmo Naive de Bayes es del **45.53%** lo que indica que su exactitud para predecir si una conversación de un paciente con Alzheimer es positiva o negativa está por debajo de una aceptación aceptable, según las investigaciones utilizando este tipo de técnica los valores aceptables deberían estar por encima del **80%**, en este caso da un valor demasiado bajo del entrenamiento establecido. Con respecto a los valores de precisión y sensibilidad de la misma manera están con valores por debajo de los porcentajes aceptables ya que en una situación ideal la precisión y sensibilidad debería estar cercana a 1. En este caso se indica una precisión positiva y negativa muy baja, pero en precisión de sensibilidad presenta un valor de sensibilidad positiva del **66%** el cual se encuentra cerca al porcentaje aceptable de 1 y en cambio la sensibilidad negativa está en un **23%** lo que refleja que no es tan sensible para identificar frases negativas en una nueva conversación.

Conclusión: Estos porcentajes demuestran que el entrenamiento realizado a nivel de documento (conversación total) es completamente dirigido hacia una polaridad, lo que genera unos resultados no tan favorables. Por lo tanto se realiza un entrenamiento de forma subjetiva de las conversaciones del corpus para hacer una comparación de los resultados de un entrenamiento a nivel de documento (conversación total) y de un entrenamiento realizado a nivel de frases contenidas en cada conversación.

En la experimentación ya que se trata de pacientes con Alzheimer resulta complicado obtener un corpus en español ya entrenado en otras investigaciones de personas con este tipo de demencia, por lo que en la experimentación se utilizó un total de 823 oraciones de las conversaciones realizadas,(413 frases positivas y 410 negativas) previamente clasificadas por el algoritmo de análisis de sentimientos básicos, de las cuales para la experimentación del entrenamiento se usó 350 frases positivas y 350 negativos para entrenar el clasificador y como test 100 frases aproximadamente.

Para el clasificador se obtiene una lista de características o llamado también vocabulario de entrenamiento, esto se logra utilizando la librería (`nltk.classify.util.apply_features`) el mismo que permite la estructuración de entrenamiento de la red bayesiana dando valores booleanos a cada palabra.

También se puede observar las palabras más informativas del clasificador Naive Bayes indicando el número de palabras que tienen mayor peso para la identificación de la polaridad en nuestro caso positivo y negativo como ejemplo la siguiente **Ilustración 10**.

```
Most Informative Features
contains(doctorita) = True          negati : positi = 7.7 : 1.0
contains(tu) = True                 negati : positi = 6.3 : 1.0
contains(voy) = True                negati : positi = 6.2 : 1.0
contains(dias) = True               positi : negati = 5.0 : 1.0
contains(cosa) = True               negati : positi = 5.0 : 1.0
contains(tiempo) = True              negati : positi = 4.3 : 1.0
contains(duele) = True               negati : positi = 4.3 : 1.0
contains(claro) = True               positi : negati = 3.7 : 1.0
contains(aca) = True                 negati : positi = 3.7 : 1.0
contains(hijas) = True               negati : positi = 3.0 : 1.0
```

Ilustración 10. Palabras con mayor peso para la identificación de la polaridad a nivel del documento
Los valores que se observan en la **Ilustración 10** demuestran el peso de las palabras más informativas para determinar la polaridad, en este caso como se puede ver parte de los

resultados la palabra [doctorita] que tiene un peso negativo de **7.7** eso quiere decir que tiene mayor relevancia en las conversaciones negativas, y 1.0 en conversaciones positivas.

Dichos resultados se dan de esta manera por la forma de clasificación que se le dio en el entrenamiento previo.

5.1.2. Clasificación de polaridad a nivel de frases previamente clasificado por un experto humano.

El segundo experimento realizado trata de evaluar el método en la tarea de clasificación de la polaridad (positivo, negativo, y neutro) a nivel de oración de cada conversación. Para esta evaluación, se han utilizado de igual forma las conversaciones de los pacientes con Alzheimer pero a nivel de oración, para lo cual previamente se procedió a realizar una clasificación de forma subjetiva a cada frase de las conversaciones.

Es por ello que en el entrenamiento para el clasificador se tiene dos análisis:

- El primero con un tamaño balanceado de 109 frases para cada una de las clases (positiva, negativa y neutra).
- El segundo análisis utilizando el 100% de las clases clasificadas (**sin dar valores balanceados a las clases positiva, negativa y neutra**).

Para el diseño de este experimento, se compuso secuencias de clase positiva, negativa y neutra en las transcripciones de los diez vídeos, en donde predominan las clases neutras, seguidas de la clase negativa y positiva. La secuencia de clases obtenidas fue una por cada conversación. Para entrenar el clasificador Bayesiano y Multinomial se utilizó los resultados obtenidos por el modelo para la detección de sentimiento en las conversaciones. **En el Anexo 5** se muestran los aciertos y el porcentaje de precisión de los clasificadores implementados, el corpus tanto de entrenamiento como de prueba fue obtenido de la transcripción de las conversaciones de los pacientes con Alzheimer.

Se compone de 488 frases el corpus de entrenamiento (**Tabla 7**); se hizo una variante de este corpus pero balanceado, en el cual se igualaron la cantidad de frases por clase (**Tabla 8**). El corpus de prueba tiene un total de 30 frases por cada clase tomados de forma aleatoria, para las pruebas de ambos modelos se realizó el entrenamiento, con el corpus de entrenamiento completo y con el corpus de entrenamiento balanceado.

Tabla 7. Composición del corpus de entrenamiento

Frases Positivas	Frases Negativas	Frases Neutras	Total de frases
109	124	255	488

Tabla 8. Composición del corpus de entrenamiento balanceado.

Frases Positivas	Frases Negativas	Frases Neutras	Total de frases
109	109	109	327

En la **Tabla 9**, se muestra los resultados obtenidos de precisión y recall (exhaustividad) del corpus completo y balanceado de los modelos Naive de Bayes y Multinomial de las clases (positivas, negativas, neutro) obtenidas a partir del dataset, donde permite concluir que para la identificación de polaridad, la precisión es sustancialmente mejor en la Red Bayesiana Multinomial utilizando un corpus balanceado, por lo tanto como resultado final la Red Bayesiana Multinomial es mejor ya que conservan el equilibrio entre precisión y recall.

Tabla 9. Comparación de Resultados de precisión del corpus completo y balanceado de los modelos Naive de Bayes y Multinomial

	Naive de Bayes				Redes Bayesianas Multinomial				
	% de Precisión	Recall Positiva	Recall Negativa	Recall Neutro		% de Precisión	Recall Positiva	Recall Negativa	Recall Neutro
Corpus Completo	83.78	0.56	0.69	0.99	Corpus Completo	92.92	0.84	0.85	0.99
Corpus Balanceado	86.97	0.96	0.85	0.85	Corpus Balanceado	95.36	0.97	0.87	0.81

Se puede visualizar en la **Ilustración 11** las características más informativas para el clasificador utilizando los **show_most_informative_features**, donde se analiza que si la entrada no contiene la palabra murió entonces el peso en neutro es de 1.1, y así mismo por ejemplo si la entrada contiene la palabra feliz entonces el peso en positivo es de 1.7 ya que tiene más relevancia que en la clase negativa.

```

mmnarvaez1@ubuntu: ~/Desktop/alzheimers_sentiment_analysis
contains(feliz) = True          positi : negati = 1.7 : 1.0
contains(lindo) = True         positi : negati = 1.7 : 1.0
contains(mimada) = True        positi : negati = 1.7 : 1.0
contains(vive) = True          negati : neutro = 1.7 : 1.0
contains(quede) = True         neutro : negati = 1.7 : 1.0
contains(acabo) = True         neutro : negati = 1.7 : 1.0
contains(matrimonio) = True    negati : neutro = 1.7 : 1.0
contains(trabajo) = True       neutro : negati = 1.7 : 1.0
contains(trabajaba) = True     neutro : negati = 1.7 : 1.0
contains(picara) = True        neutro : negati = 1.7 : 1.0
contains(maria) = True         negati : neutro = 1.7 : 1.0
contains(viene) = True         negati : neutro = 1.7 : 1.0
contains(fernando) = True     negati : neutro = 1.7 : 1.0
contains(mujer) = True        positi : neutro = 1.6 : 1.0

```

Ilustración 11. Características más relevantes del entrenamiento

Tabla 10. Resultado del entrenamiento del clasificador Bayesiano ingenuo y Multinomial de las conversaciones

Conversación	Número de Líneas Analizadas	Naive Bayes			Clase	Redes Bayesianas Multinomial			Clase	Clasificación subjetiva del Experto Humano	Clasificación del Experto HER
		Polaridad Positiva	Polaridad Negativa	Polaridad Neutra		Polaridad Positiva	Polaridad Negativa	Polaridad Neutra			
Conversación 1	34	11,76	32,35	55,88	Neutro	8,82	50	41,18	Negativo	Neutro	Miedo
Conversación 2	62	22,58	27,42	50	Neutro	20,97	51,61	27,42	Negativo	Negativo	Sorpresa
Conversación 3	107	14,02	11,21	74,77	Neutro	14,95	41,12	43,93	Neutro	Neutro	Tristeza
Conversación 4	94	30,85	22,34	46,81	Neutro	30,85	35,11	34,04	Negativo	Neutro	Miedo
Conversación 5	70	27,14	7,14	65,71	Neutro	30	24,29	45,71	Neutro	Neutro	Sorpresa
Conversación 6	85	21,18	18,82	60	Neutro	21,18	43,53	35,29	Negativo	Neutro	Sorpresa
Conversación 7	47	12,77	27,66	59,57	Neutro	10,64	42,55	46,81	Neutro	Neutro	Sorpresa
Conversación 8	94	24,47	21,28	54,26	Neutro	24,47	41,49	34,04	Negativo	Negativo	Sorpresa
Conversación 9	86	16,28	6,98	76,74	Neutro	16,28	39,53	44,19	Neutro	Neutro	Tristeza
Conversación 10	69	11,59	7,25	81,16	Neutro	13,04	47,83	39,13	Negativo	Neutro	Tristeza

En la **Tabla 10** se muestra los resultados obtenidos del clasificador Naive Bayes y Red Bayesiana Multinomial en cada una de las conversaciones como se puede ver en la conversación 2, 3, 5, 7, 8, y 9 los dos clasificadores apuntan a una misma clase que en este caso es Neutro, en cambio en la conversación 1, 4, 6, y 10 apuntan a una clase diferente en ambos clasificadores, la cual esta esperado con el análisis dado que se solicitó al experto analizar cada clase(positiva, negativa, neutra) de las conversaciones del dataset y así verificar si lo que ha obtenido Naive de Bayes y Red Bayesiana Multinomial es correcto.

Comprobando con el análisis solicitado por el experto en cada conversación y la clasificación de ambos clasificadores se puede ver que la clasificación previa por el experto

humano y la clasificación obtenida por la Red Bayesiana Multinomial tienen la misma similitud en la conversación 2,3,5,7,8,9.

5.2. Análisis de los resultados obtenidos por el software Human Emotion Recognition.

El proceso que se siguió para el análisis de emociones en la expresión facial se explicó en el **Apartado 3.3.1**, ahora se da a conocer los resultados de la emoción que más prevaleció en el intervalo de tiempo capturado en cada frames de los videos (**Tabla 11**).

Tabla 11. Resultados de las emociones obtenidos del HER

Videos	Emoción que Prevalece	Porcentaje	Clase
Video 1	Miedo	0,84%	Negativo
Video 2	Sorpresa	0,99%	Neutro
Video 3	Tristeza	0,86%	Negativo
Video 4	Sorpresa	0,99%	Neutro
Video 5	Sorpresa	0,84%	Neutro
Video 6	Sorpresa	0,94%	Neutro
Video 7	Sorpresa	0,99%	Neutro
Video 8	Tristeza	0,77%	Negativo
Video 9	Tristeza	0,88%	Negativo
Video 10	Tristeza	0,86%	Negativo

5.3. Análisis de Sensibilidad y Especificidad de los resultados a pacientes evaluados por el sistema de clasificación de texto y el Software Human Emotion Recognition.

- **Sensibilidad:** La sensibilidad equivale a la tasa de positivos verdaderos es decir de otra forma la proporción de casos positivos que están bien detectadas por la prueba.
- **Especificidad:** La proporción de casos negativos que son bien detectados por la prueba.

Las variables cualitativas involucradas son: por el sistema la polaridad del paciente en el texto (positiva, negativa y neutra) y por el software Human Emotion Recognition las emociones básicas del paciente en video. En la Tabla 12 se muestra los resultados que se obtuvieron durante la etapa de experimentación. El análisis de esta etapa consiste en verificar si la expresión facial tiene correlación con el análisis de texto, en la cual se tiene una muestra de diecisiete personas, un grupo de siete personas de grupo control entre

22-24 años y un grupo de diez personas con problemas de Alzheimer, donde se aplicó las pruebas utilizando el Análisis del software Human Emotion Recognition (HER) y el clasificador de polaridad del texto para dar una alerta al experto (psicólogos, médicos, neuropsicólogos, entre otros.) que ayudará a validar el diagnóstico.

Tabla 12. Resultados después de aplicar la metodología

Pacientes	Edad	Emoción del Paciente en Video	Emoción del Paciente en Texto	Resultado
Alicia	86 años	Miedo = Negativo	Negativo	Normal
Antonia	-----	Sorpresa= Neutro	Negativo	Alerta
Carmen	97 años	Tristeza=Negativo	Neutro	Alerta
Fanny	-----	Miedo=Negativo	Negativo	Normal
Jose S.	86 años	Sorpresa=Neutro	Neutro	Normal
Luz	65 años	Sorpresa=Neutro	Negativo	Alerta
Manuel	84 años	Sorpresa=Neutro	Neutro	Normal
Olimpia	91 años	Sorpresa=Neutro	Negativo	Alerta
Raúl	80 años	Tristeza=Negativo	Neutro	Alerta
Sergio	84 años	Tristeza=Negativo	Negativo	Normal
Cristian	23 años	Sorpresa=Neutro	Negativo	Alerta
Diego	24 años	Miedo =Negativo	Negativo	Normal
Enrique	24 años	Miedo =Negativo	Negativo	Normal
Fernando	23 años	Sorpresa =Neutro	Negativo	Alerta
Katy	22 años	Miedo =Negativo	Negativo	Normal
Luis	24 años	Sorpresa =Neutro	Negativo	Alerta
Patricia	22 años	Sorpresa =Neutro	Neutro	Normal

En la **(Tabla 13)**, se muestra la forma de evaluar los resultados de la clasificación en la matriz de confusión, ya que hace que resulte fácil entender y explicar los errores cometidos por el clasificador, es así que el resultado de instancias correctamente clasificadas se obtiene por la suma de la diagonal de verdaderos positivos y negativos y la diagonal de falsos positivos y negativos nos presenta las instancias incorrectamente clasificadas.

- Correctly Classified Instances= VP+VN
- Incorrectly Classified Instances= FN+FP

Tabla 13. Matriz de Confusión.

		Clase Predicha	
		Negativo	Neutro
Clase Real	Negativo	Verdaderos Positivos	Falsos Positivos
	Neutro	Falsos Negativos	Verdaderos Negativos

Elaborado: El Autor.

Según (Corso, C. , 2009).

- VP (Verdaderos positivos): instancias correctamente reconocidas por el sistema.
- FN (Falsos negativos): instancias que son positivas y que el sistema dice que no lo son.
- FP (Falsos positivos): instancias que son negativas pero el sistema dice que no lo es.
- VN (Verdaderos negativos): instancias que son negativas y correctamente reconocidas como tales.

El sistema de clasificación ha sido entrenado para distinguir las emociones de los pacientes en texto (positiva, negativa y neutra), para luego corroborar con los resultados obtenidos de la opinión del experto en el reconocimiento facial por el software Human Emotion Recognition (HER), tomando como referencia a (Corso, C. , 2009) en la forma de interpretar verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos y falsos negativos para hallar el análisis de sensibilidad y especificidad, la matriz de confusión resumirá los resultados de las pruebas del algoritmo de la clasificación del texto y de la emociones en pacientes en video (HER).La matriz de confusión resultante se observa en la **Tabla 14**:

Tabla 14. Matriz de Confusión resultante

Experto(HER)	Clase Identificada(Sistema)		TOTAL
	Negativos	Neutros	
Negativos	6	6	12
Neutros	2	3	5
TOTAL	8	9	N= 17

En la matriz de la **(Tabla 14)** se observa que de doce negativos reales, el sistema identificó que seis son neutros y seis son negativos, de igual forma de cinco neutros reales identificó que dos son negativos y tres neutros. A partir de la matriz se puede ver que el sistema tiene problemas distinguiendo neutros con negativos. Todas las respuestas correctas se encuentran en la diagonal de la tabla, por lo que es fácil de inspeccionar visualmente la tabla de errores, ya que estarán representados por valores fuera de la diagonal y con respecto a la clase positiva por no contar con una identificación en el reconocimiento facial ni textual no se logró comprobar los resultados de la clase positiva.

Por lo tanto al verificar las respuestas correctas de la diagonal de la tabla se identifica que nueve son clasificados correctamente y ocho fueron clasificados incorrectamente.

Para evaluar el análisis de sensibilidad y especificidad se utilizó la exactitud (accuracy), la precisión y recall (exhaustividad). La exactitud puede dar una idea global de la eficiencia del algoritmo pero la precisión y la exhaustividad nos enfocan más en los resultados correctos.

La exactitud es la proporción de elementos (texto en el caso del análisis de polaridad y emociones de paciente en video) correctamente clasificados entre el total de los pacientes evaluados.

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

La precisión es la proporción de (análisis de polaridad en el texto y emociones de paciente en video) correctamente clasificados entre todos los identificados como correctos.

$$Precision = \frac{VP}{VP + FP}$$

El recall (exhaustividad) es la proporción de análisis de sentimiento en texto y emociones de paciente en video correctamente clasificado entre todos los que sí son correctos

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN}$$

Lo que convierte a la precisión y recall (exhaustividad) en mejores medidas de eficiencia ya que dan más importancia a lo que se identificó correctamente (VP) en contraposición con la exactitud.

Tabla 15. Análisis de sensibilidad y especificidad utilizando los resultados de la polaridad en texto y las emociones en video por el software Human Emotion Recognition (HER).

Emociones en video y polaridad en texto	VP	VN	FP	FN	Precisión	Recall	F1 Score
Negativo	6	3	2	6	0,75	0,50	0,60
Neutro	3	6	6	2	0,34	0,60	0,44

(Davidov, 2010) Se refiere al análisis del sarcasmo, y por lo tanto no es del todo comparable con los resultados actuales, sin embargo tal comparación nos permite justificar los resultados obtenidos en las comparaciones de opiniones del experto (HER) y el algoritmo textual (**Ver Tabla 15**). Nuestro modelo obtiene el F1-Score que es comparable que el del enfoque anterior. Por ejemplo, el estudio de (Davidov, 2010) informa que el valor más alto para F1-Score es de 0.545 en un corpus recogido de Twitter y Amazon, mientras que en el estudio actual nuestro más alto F1-Score obtenido es una puntuación de 0.60 en la clase negativa con una distribución desbalanceada en negativo y neutro. Con respecto a la precisión y recall el valor más alto es de 0.60 en recall, porque se conoce los resultados obtenidos del experto en el reconocimiento facial donde apunta a un reconocimiento hacia la clase neutra y a su vez dichos resultados se verifican con los resultados obtenidos del algoritmo de clasificación textual apuntando hacia la misma clase, en cambio la

exhaustividad es más baja en la clase negativa ya que la opinión del experto en reconocimiento facial no identificó un mayor número de dicha clase en los videos analizados.

Utilizando las fórmulas de sensibilidad y especificidad:

$$sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} * 100\%$$

$$especificidad = \frac{VN}{VN + FP} * 100\%$$

<i>Sensibilidad</i>	<i>Especificidad</i>
$\frac{6}{6+6} * 100\% = 50\%$	$\frac{3}{3+2} * 100\% = 60\%$

El valor que asume la sensibilidad es del 50% y especificidad del 60%, con respecto a la opinión obtenida del experto de reconocimiento facial (HER) y el análisis textual, en la propuesta de esta investigación es bueno tener una alta especificidad, ya que indica la capacidad del estimador para detectar la ausencia de la enfermedad en personas sanas.

Al aplicar una segunda prueba utilizando una tasa de proyección para equilibrar la muestra en las clases negativas y neutras se comprueba que la exactitud de prueba será más alta que una proyección desbalanceada. La muestra será ahora de 13 pacientes ocho negativos y cinco neutros.

Tabla 16. Matriz de Confusión utilizando una tasa de proyección para equilibrar la muestra.

Experto(HER)	Clase Identificada(Sistema)		TOTAL
	Negativos	Neutros	
Negativos	6	2	8
Neutros	3	2	5
TOTAL	9	4	N= 13

En la matriz (**Tabla 16**) se observa que de ocho negativos reales, el sistema identificó que dos son neutros y seis negativos, de igual forma de cinco neutros reales identificó que tres son negativos y dos neutros. A partir de la matriz se puede ver que el sistema tiene problemas distinguiendo neutros con negativos. Todas las respuestas correctas se encuentran en la diagonal de la tabla, por lo que es fácil de inspeccionar visualmente la tabla de errores, ya que estarán representados por valores fuera de la diagonal, y con respecto a la clase positiva por no contar con una identificación en el reconocimiento facial ni textual no se logró comprobar los resultados de la clase positiva.

Tabla 17. Análisis de sensibilidad y especificidad utilizando los resultados de la polaridad en texto y las emociones en video por el software Human Emotion Recognition (HER) con una tasa de proyección equilibrada en la muestra.

Emociones en video y polaridad en texto	VP	VN	FP	FN	Precisión	Recall	F1 Score
Negativo	6	2	3	2	0,68	0,75	0,71
Neutro	2	6	2	3	0,50	0,40	0,44

En la **Tabla 17** se observa los resultados de la utilización del software Human Emotion Recognition (HER) y la utilización del análisis de polaridad en el texto. Se puede observar que los resultados de precisión y recall son buenas porque el índice F1-Score es cercano a 1.

5.4. Desarrollo de Interfaz gráfica para la visualización de resultados entre el software Human Emotion Recognition (HER) y el análisis de polaridad.

Con el fin de comprobar si los resultados de la identificación de las emociones básicas por el software Human Emotion Recognition y el análisis de polaridad en las transcripciones de las conversaciones de pacientes con Alzheimer presentan una disociación, se diseñó un software que muestre los resultados obtenidos por el software Human Emotion Recognition (HER), y la polaridad obtenida del tratamiento de texto para generar el modelo de Red Bayesiana Multinomial. (Unankard, 2014) dice que el análisis de los sentimientos está vinculada al análisis de las emociones y en este trabajo de investigación el objetivo es analizar si existe dicha correlación con la emoción que se refleja en las expresiones faciales y su polaridad en el texto. En la **Figura 26**, se muestra una captura de la interfaz gráfica:

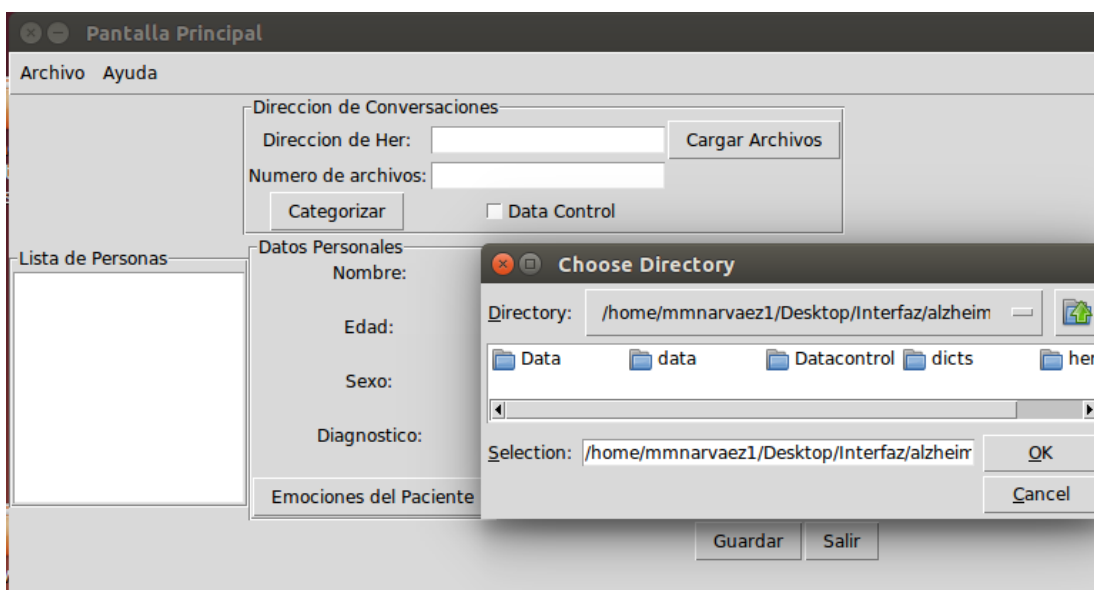


Figura 26. Interfaz Gráfica para obtener los resultados en pacientes que reflejan las emociones en video y su polaridad en el texto.

Elaborado: La Autora

La interfaz está dividida en dos secciones: Resultados de las emociones de video y polaridad del Texto. Por lo tanto se debe cargar en el directorio el mismo número de archivos de los resultados de las emociones en video obtenidas por el Software Human Emotion Recognition (HER) y de la polaridad del texto obtenidas por la utilización del modelo de Redes bayesianas Multinomial, los archivos de las emociones en video deben estar en un formato.xls y los documentos para el análisis de la polaridad en formato .txt, caso contrario mostrará una ventana emergente donde se indica que no existe el mismo número de archivos para ser clasificados.

Luego de cargar el directorio de Archivos en la interfaz, muestra el número de archivos que se encuentra dentro del directorio y la lista de pacientes a ser evaluados en las emociones en video y polaridad en el texto (**Figura 27**).

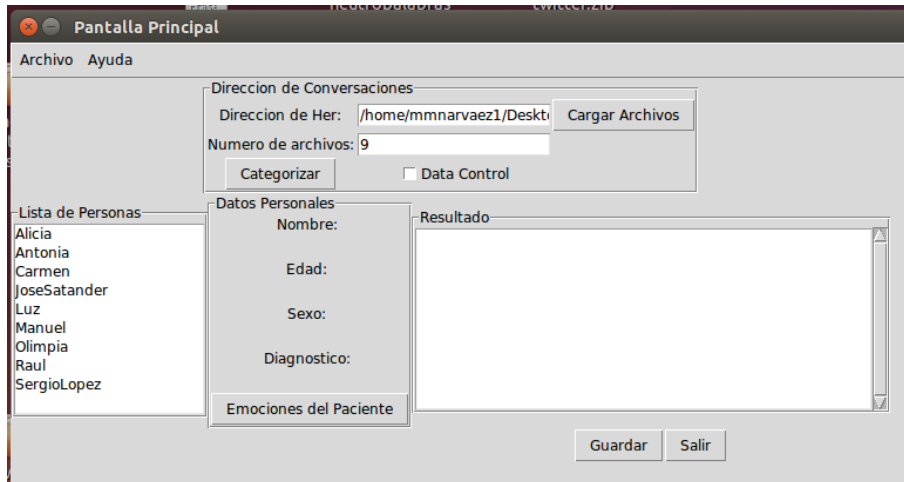


Figura 27. Lista de Pacientes a ser evaluados en las emociones de video y texto.

Elaborado: La Autora

Haciendo clic en el nombre del paciente se observa los datos personales más importantes (Figura 28).

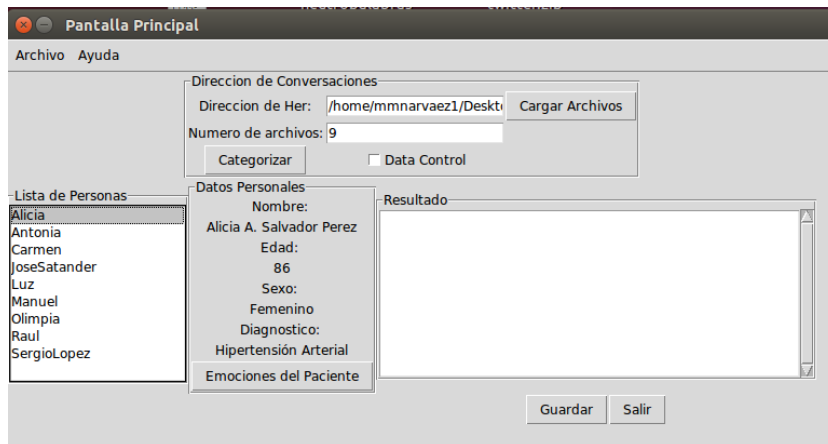


Figura 28. Datos personales del paciente

Elaborado: La Autora

Emociones del Paciente en video y texto (Figura 29): El botón de emociones del paciente permite ejecutar un histograma de las emociones en video obtenidas por el resultado del software Human Emotion Recognition (HER) y la polaridad en texto obtenidas por el modelo de Redes Bayesianas Multinomial, el cual devuelve como resultado un valor promedio con el que se determina si es un texto negativo, positivo o neutro.

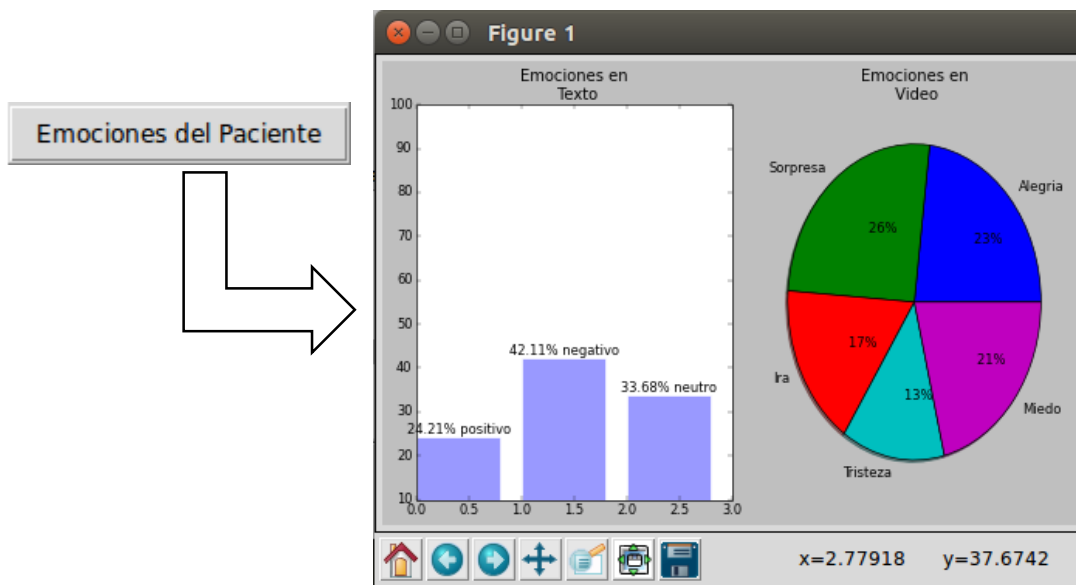


Figura 29. Histograma de las emociones del paciente en video y texto
Elaborado: La Autora

El botón de categorizar muestra en la aplicación que tiene una exactitud muy cerca al de un nivel humano, ya que la categorización de cada paciente con Alzheimer a evaluar en video y texto son los resultados esperados en esta investigación. **(Figura 30).**

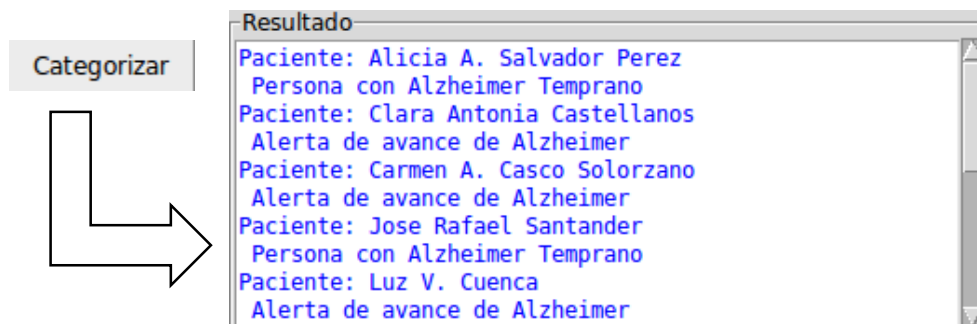


Figura 30. Resultados de Categorización de cada paciente con Alzheimer en video y texto.
Elaborado: La Autora

Para evaluar los resultados de categorización del grupo control, se selecciona el checkbox Data Control, el que permite saber si existe algún indicio de la enfermedad o es una persona Sana, con eso se puede evaluar los resultados del clasificador entrenado. **(Figura 31):**

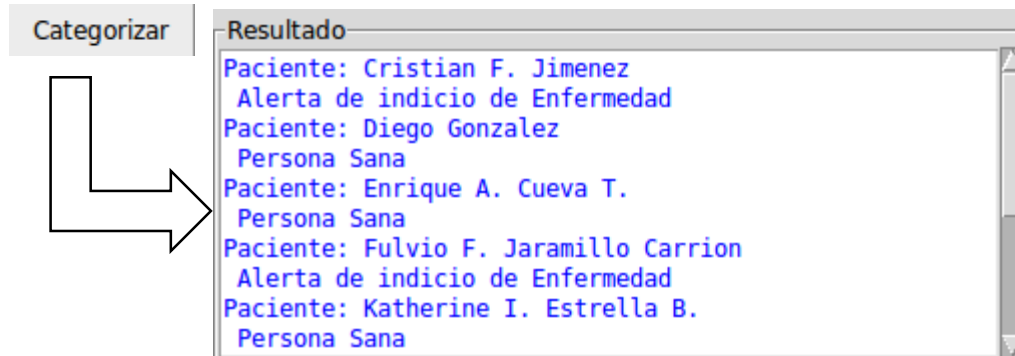


Figura 31. Resultados de Categorización de cada paciente grupo control en video y texto.

Elaborado: La Autora

Guardar los datos (Figura 32): La función de esta sección es almacenar la categorización de los resultados del análisis realizado en las secciones anteriores. Es importante tener en cuenta que en el Guardar, se controlan los siguientes parámetros antes de almacenar la información:

- Controlar que los resultados del análisis llevado a cabo estén presentes tanto en la sección de detección de imágenes en video y la sección de detección del texto de cada paciente.

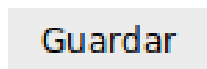


Figura 32. Guardar los resultados de la categorización de los pacientes

Elaborado: La Autora

CONCLUSIONES

- El sistema Human Emotion Recognition (HER) utilizado para identificar las emociones en video en personas con Alzheimer permitió obtener como resultado que la mayoría de los pacientes que participaron en este trabajo, su rostro expresó miedo, sorpresa, y tristeza.
- En la identificación de la polaridad en texto, mediante algoritmos de clasificación supervisada se obtuvo como resultado que en la mayoría de las conversaciones de los pacientes con Alzheimer tenían polaridad neutra y pocas conversaciones de los pacientes tenían polaridad negativa lo cual se corroboró con los resultados de las emociones de HER y de esta manera comprobar si existe correlación entre lo que dicen y expresan facialmente, concluyendo que personas que padecen dicha enfermedad tiene emociones negativas más frecuentes.
- La metodología de investigación propuesta se basa en las etapas del modelo de procesos CRISP-DM, para lo cual se debe integrar la comprensión de la naturaleza del problema, la comprensión y preparación de los datos, la construcción y evaluación de los modelos y los posteriores desarrollos a partir del conocimiento generado, resultando eficiente frente a las metodologías de SEMMA y KDD por cuanto es abierto, flexible, gratuito y adaptable a las necesidades del entorno.
- Referente al estudio de la polaridad del texto aplicada a los pacientes con Alzheimer se utilizó los algoritmos Naive Bayes y Redes Bayesianas Multinomial por su facilidad de construcción y utilización sobre todo en los campos de la clasificación de documentos, así como en predicción y diagnóstico.
- Se obtuvo en las pruebas de análisis de sensibilidad y especificidad el 60% de instancias correctamente clasificadas entre la polaridad del texto y emociones en video, lo que demuestra que la frecuencia del cambio emocional de la expresión facial y las conversaciones filmadas a los pacientes con Alzheimer, la mayoría de los pacientes expresan "tristeza, miedo y sorpresa". Esto puede ser sujeto de comprobación a futuro por la opinión del experto humano.

- Se seleccionó la herramienta Python por ser un lenguaje de código abierto, funcional para el procesamiento de texto y flexible para el uso en temas relacionados con minería de texto, la cual permitió realizar pruebas con los algoritmos Naive Bayes y Redes Bayesianas Multinomial, eligiendo el algoritmo Multinomial Naive Bayes por obtener una precisión del 95,36%.
- En el análisis correlacional de los datos obtenidos visualizados en la interfaz gráfica es notorio la disociación de las emociones en video y la polaridad de texto en pacientes con Alzheimer frente al análisis del grupo control, lo que permite comprobar la hipótesis planteada.

RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se recomienda:

- Realizar pruebas con diferentes tamaños de corpus en español ya que los resultados del algoritmo varían.
- A los futuros investigadores que sigan ampliando la base de conocimiento para el aprendizaje automático del clasificador.
- Incentivar a trabajar en el análisis de sentimientos para encontrar nuevos modelos que permitan una correcta simulación informática del lenguaje español.
- Se recomienda utilizar nuevos algoritmos que permitan el análisis de emociones básicas para que los resultados puedan ser comparados con los datos resultantes que se inclinan en la investigación.
- Utilizar la información de los pacientes con Alzheimer de forma confidencial, para lo cual se debe utilizar nombres genéricos que permitan ocultar la identidad de los pacientes.

Para trabajos futuros se propone:

- Trabajar con nuevos algoritmos de identificación de polaridad en texto para brindar un aporte de nuevas técnicas de aprendizaje supervisado y no supervisado.
- Utilizar escenarios como educación o con personas que presenten deterioro cognitivo, trastornos conductuales, síndrome de Down, realizando la creación de una aplicación de un chat como herramienta de conversación, demostrando la forma de narración para ayudar a la detección de tareas léxicas, repeticiones, entre otros.
- Se podría continuar el trabajo empleando otros algoritmos apropiados para la minería de texto, comparando la eficacia de cada uno de ellos con los ya desarrollados y descritos en la investigación desarrollada.

ANEXOS

1. Anexo

Anexo 1. Consentimiento Informado a familiares de los pacientes con Alzheimer.



Universidad Técnica Particular de Loja
Facultad de Ciencias de la Computación
Ingeniería en Sistemas Informáticos y Computación

CONSENTIMIENTO INFORMADO

AUTORIZACIÓN INDIVIDUAL PARA LA INVESTIGACIÓN Y EL USO DE DATOS

Loja ____ de _____ del ____

Yo, _____, representante del señor/a _____ autorizo a la estudiante Magaly Margarita Narváez Ríos de la Carrera de Sistemas Informáticos y Computación para que use los datos consignados en las filmaciones de entrevistas realizadas con el propósito de ejecutar el trabajo de **"Análisis y reconocimiento de la expresión facial de la emoción en video de personas con demencia"**

Se me ha informado que la vida de mi representado/a no corre riesgo o peligro alguno, y que los datos obtenidos son netamente con fines académicos, con la confidencialidad debida así como también no será publicado en ningún medio de red social, de la misma forma se me ha informado que puedo retirarme de este estudio el momento que considere adecuado.

Cualquier pregunta respecto a esta investigación la podre realizar a la señorita Magaly Margarita Narváez Ríos en forma personal o al teléfono 2613001.

Firma del representante

Firma del Investigador

2. Anexo

Anexo 2. Formato de las transcripciones de videos de pacientes con Alzheimer

Study Name: Personas con Alzheimer
Depositor:
Interviewer: Dra.

Interview number: 1
Interview ID: Angélica Salvador
Date of interview:



Information about interviewee

Date of birth:
Gender: Femenino
Geographic region: Quito

Marital status: Soltera
Occupation:

Y=Interviewee Entrevistado

I=Interviewer (Entrevistador)

I: Hola a la María, tiene que saludar al Guillermo a su tía, a sus sobrinos,

Y: Sobrinos; sorpresa, 00:16 a 00:17

I: Y a mí, no me saluda

Y: Como que para que tanta cosa; alegre, 00:21 a 00:23

I: Vamos hacer una novela que se va a llamar Alicia el País de las Maravillas. Como se llama usted Srta. ?

Y: Alicia Angélica Salvador Pérez; alegre, 00:36 a 00:43

I: Cuantos años tiene

Y: Creo q voy a cumplir 40; alegre, 00:45 a 00:47

I: 40 que jovencita y de donde es?

Y: De Guayaquil; alegre, 00:52 a 00:53

I: Hay de Guayaquil, por eso es tan bonita

Y: Hay muchas gracias; alegre, 00:54 a 00:56

I: Y sus papás

Y: Mi papitos eran; triste, 00:57 a 00:58

Y: El unito 40 mismo no me acuerdo; miedo, 01:02 a 01:04

Y: y mi mamita tampoco me acuerdo; triste, 01:05 a 01:10

I: Y cuántos hermanos tiene?

Y: Yo tengo Guillermo, Cesar, Edmundo tres; neutro, 01:25 a 01:28

I: Y novios?

Y: Novios no tengo; alegre, 01:32 a 01:33

I: Porque? si eres bonita;

Y: Me da miedo casarse; miedo, 01:39 a 01:41

I: Y que es de su tía

Y: Mi tía; neutro, 01:44 a 01:46
Y: como mi madre Rosarito; triste, 01:49 a 01:55
I: Y donde está su tía
Y: en la casa; sorpresa, 01:55 a 01:56
I: ah en su casa esta
Y: en la casa de ella; sorpresa, 01:58 a 01:59
I: Como fue su infancia?
Y: Mi infancia fue muy buena con mis papás; triste, 02:11 a 02:12
I: Y su época de colegio
Y: también porque en la Pérez Bazares me hicieron educar; neutro, 02:13 a 02:20
I: En Quito o en Guayaquil
Y: En quito; neutro, 02:22 a 02:23
I: Y como es su vida actual, cuénteme, se siente feliz, triste
Y: A ratos triste; triste, 02:30 a 02:32
I: Porque?
Y: Otros ratos feliz; triste, 02:32 a 02:33
I: Porque triste?
Y: Siempre hay inconvenientes no; neutro, 02:35 a 02:39
Y: entonces no voy estar riéndome; neutro, 02:43 a 02:48
I: Y porque estas feliz a veces?
Y: Alguna cosa buena se presenta; miedo, 02:56 a 02:59
Y: entonces uno cambia y se deja de ser tristona; sorpresa, 03:03 a 03:06
I: Y cómo se lleva con sus compañeras del centro
Y: Todas son muy buenas; miedo, 03:18 a 03:20
I: Y se quieren mucho todas?
Y: Claro; alegre, 03:23 a 03:24
I: Y que extrañas de tu vida?
Y: Nada; triste, 03:30 a 03:31
I: Entonces en otras palabras si te sientes bien aquí?
Y: Si, claro; miedo, 03:37 a 03:39
I: Le quiere mandar un saludo a su hermano Guillermo? A ver mándele un saludo a Guillermito
Y: No, que venga a verme; alegre, 03:55 a 03:57

Y: Y ahora qué fecha?; sorpresa, 04:02 a 04:05

I: 5 de Mayo del 2015

Y: Y ya mismo viene el loco; sorpresa, 04:16 a 04:17

I: Cual Loco?

Y: Mi hermano es mayo que mí, loco; alegre, 04:19 a 04:25



The work is licensed under the Creative Commons Attribution-Non-Commercial-Share Alike 2.0 UK: England and Wales Licence. To view a copy of this licence, visit creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/2.0/uk/

3. Anexo

Anexo 3. Coeficiente de Kappa en base a los videos tomados en la Fundación Perpetuo Socorro y videos del Hospital del Adulto Mayor y Casa del Adulto Mayor Catamayo de las personas con demencia tipo Alzheimer.

A fin de establecer el Corpus que servirá como muestra para la elaboración del trabajo de “Análisis del texto en conversaciones de pacientes con demencia tipo Alzheimer “se toma como referencia el Coeficiente de Kappa para calcular el nivel de concordancia con respecto a las emociones percibidas por cada uno de los observadores.

El corpus empleado para la experimentación descrita en el coeficiente de kappa, está compuesto por 10 diálogos de 10 personas distintas interactuando con el entrevistador. Dos anotadores clasificaron cada elocución del corpus con una de las siguientes emociones que se han considerado para nuestro estudio basado en las expresiones de Paul Ekman: alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa, asco, desprecio, más “Neutro” para aquellas expresiones que no se encuentran dentro de las citadas por Ekman. La valoración asignada finalmente a cada emoción del paciente se decidió aplicar una valoración del 1 al 8 como se observa en la **Tabla 18**.

Tabla 18. Valoración para evaluar las emociones

EMOCIONES	
1	ALEGRÍA
2	TRISTE
3	IRA
4	MIEDO
5	SORPRESA
6	ASCO
7	DESPRECIO
8	NEUTRO

Elaborado: La autora

De los 10 videos tomados como muestra para nuestro estudio, se realizará la descripción de 4 videos, y en la **Tabla 25** se da el resumen del resultado del coeficiente de kappa de todos los videos.

Para la interpretación sobre los resultados obtenidos en el cálculo del coeficiente de Kappa se utiliza la tabla de interpretación propuesta por **Landis y Koch (Tabla 19)**, Tomándose como válidos a todos los valores que pasan de 0,70 de índice Kappa.

Tabla 19. Interpretación de los valores del índice Kappa según el rango de valores
 Fuente: <http://www.revistaseden.org/files/13-CAP%2013.pdf>

Kappa	Grado de acuerdo
<0	Sin acuerdo
0 - 0,2	Insignificante
0,2 - 0,4	Bajo
0,4 - 0,6	Moderado
0,6 - 0,8	Bueno
0,8 - 1	Muy Bueno

Calculo Coeficiente Kappa

Para realizar el cálculo del Coeficiente de Kappa se ha extraído el diálogo del vídeo en frases con el objeto de asegurar de mejor manera la etiquetación de las emociones observadas por cada uno de los anotadores.

Video Nro. 1

Vídeo realizado en la “Fundación Perpetuo Socorro” de la ciudad de Quito, del cual se han extraído 34 frases del diálogo con una persona con demencia tipo Alzheimer que consta en dicho vídeo, los resultados obtenidos son los siguientes:

		Observador 2								
		alegre	triste	ira	miedo	sorpresa	asco	desprecio	neutro	
Observador 1	alegre	7	0	0	0	1	0	0	0	8/34
	triste	1	9	0	1	0	0	0	4	15/34
	ira	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	miedo	0	0	0	4	0	0	0	1	5/34
	sorpresa	0	0	0	0	5	0	0	0	5/34
	asco	0	0	0	0	0	1	0	0	1/34
	desprecio	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	neutro	0	0	0	0	0	0	0	0	0
			8/34	9/34	0	5/34	6/34	1/34	0	5/34

Tabla 20. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro1.

Elaborado: La autora

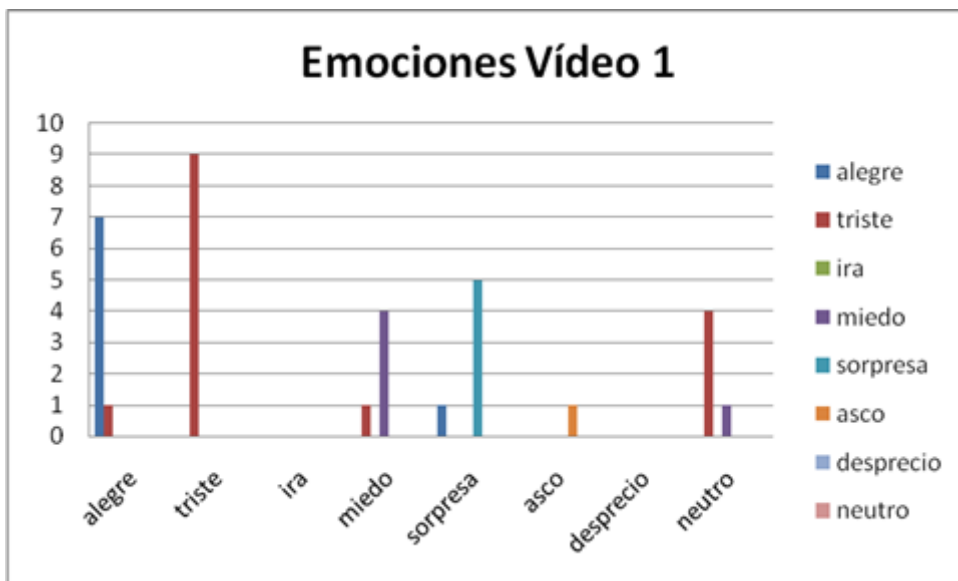


Ilustración 12. Emociones que prevalecen en el video 1

Elaborado: La autora

Calculo del acuerdo entre anotadores

Los datos situados en la diagonal formada por los valores 7, 9, 4, 5 y 1, representan el número de solicitudes en el que hay concordancia entre ambos evaluadores. Ahora, teniendo en cuenta que de los 34 intervalos utilizados, para realizar el acuerdo entre los dos observadores, 26 fueron aceptadas y 8 rechazadas por ambos evaluadores.

El porcentaje de acuerdo observado es:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

$$P_o = \frac{\text{Total acuerdos}}{\text{acuerdos} + \text{desacuerdos}}$$

$$P_o = \frac{26}{26+8}$$

$$P_o = 0,77 \Rightarrow 77\%$$

La porción de concordancia se sitúa en el 77%, sumando los valores de las diagonales y dividiendo para el total de anotaciones o intervalos obtenidos.

Para calcular P (e), es decir, la probabilidad de que el acuerdo entre los dos evaluadores se deba al azar, se puede deducir que:

- Los evaluadores coinciden en las emociones de alegría, tristeza, miedo, sorpresa y asco, de los cuales el valor más alto de la emoción que existe en las frases de la persona con Alzheimer es la tristeza.
- Se toma en cuenta las emociones que se describen en la tabla 1 para poder determinar la sumatoria de concordancias atribuibles al azar, las cuales se calculan definiendo cada una de las celdas de la diagonal que tiene los valores (7, 9, 4, 5 y 1), por lo tanto

la probabilidades de que ambos evaluadores evalúan las emociones de alegría, tristeza, miedo, sorpresa y asco al azar se deduce de la siguiente manera:

$$P_e = (8/34 \times 8/34) + (15/34 \times 9/34) + (5/34 \times 5/34) + (5/34 \times 6/34) + (1/34 \times 1/34)$$

$$P_e = (0,24 \times 0,24) + (0,44 \times 0,26) + (0,15 \times 0,15) + (0,15 \times 0,18) + (0,03 \times 0,03)$$

$$P_e = (0,06) + (0,11) + (0,02) + (0,03) + (0,0009)$$

$$P_e = 0,22.$$

La probabilidad hipotética de acuerdos al azar (P_e), para el Observador 1 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 8 momento de alegría, 15 momento de tristeza, 5 momentos de miedo, 5 momentos de sorpresa y 1 momento de asco, mientras que para el observador 2 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 8 momentos de alegría, 9 momentos de tristeza, 5 momentos de miedo, 6 momentos de sorpresa y 1 momento de asco

Aplicando los valores de P_o y P_e en la fórmula de Kappa de Cohen se obtiene:

$$K = (P_o - P_e) / (1 - P_e)$$

$$K = (0,77 - 0,22) / (1 - 0,22)$$

$$K = (0,54) / (0,78)$$

$$K = 0,70.$$

Tabla 21. Resultados del Coeficiente de Kappa

PO	PE	K
0,77	0,22	0,7

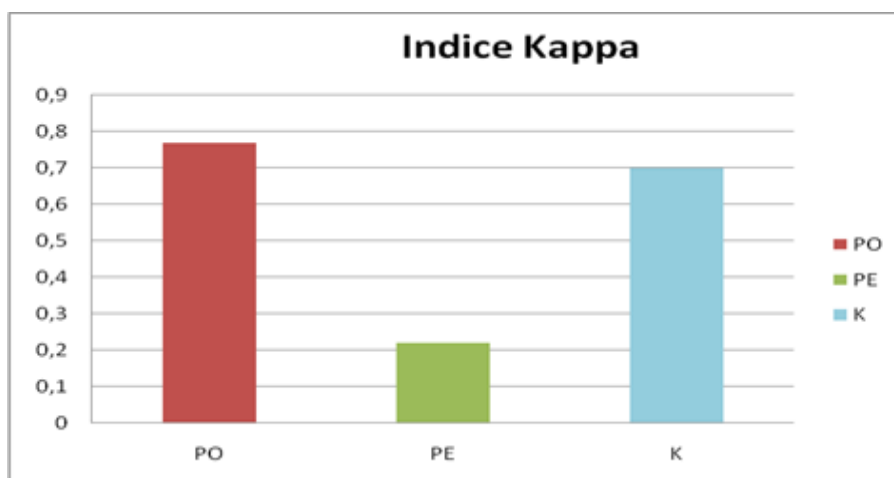


Ilustración 13. Grafica de los resultados de concordancia al azar y acuerdo para Coeficiente de Kappa.
Elaborado: La autora

Refiriéndonos al rango de valores de la **Tabla 19** propuesta por Landis y Koch, para expresar cualitativamente la fuerza de concordancia, nos permite afirmar que el valor de $K= 0,70$ se encuentra con una fuerza de concordancia de Bueno, para el vídeo Nro.1. Donde se concluye que el valor de **K= 0,70** en un nivel aceptable para ser tomado en consideración para la muestra.

Video Nro. 2

Vídeo realizado en la “Fundación Perpetuo Socorro” de la ciudad de Quito, del cual se han extraído 95 frases del diálogo con una persona con demencia tipo Alzheimer, los resultados obtenidos son los siguientes:

Tabla 22. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.2

		Observador 2								
		alegre	triste	ira	miedo	sorpresa	asco	desprecio	neutro	
Observador 1	alegre	47	2	0	0	1	0	0	0	50/95
	triste	2	21	0	0	0	0	0	0	23/95
	ira	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	miedo	0	0	0	0	1	0	0	1	2/95
	sorpresa	0	1	0	0	11	0	0	0	12/95
	asco	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	desprecio	0	0	0	0	0	0	1	0	1/95
	neutro	2	2	0	0	0	0	0	3	7/95
		51/95	26/95	0	0	13/95	0	1/95	4/95	95/95

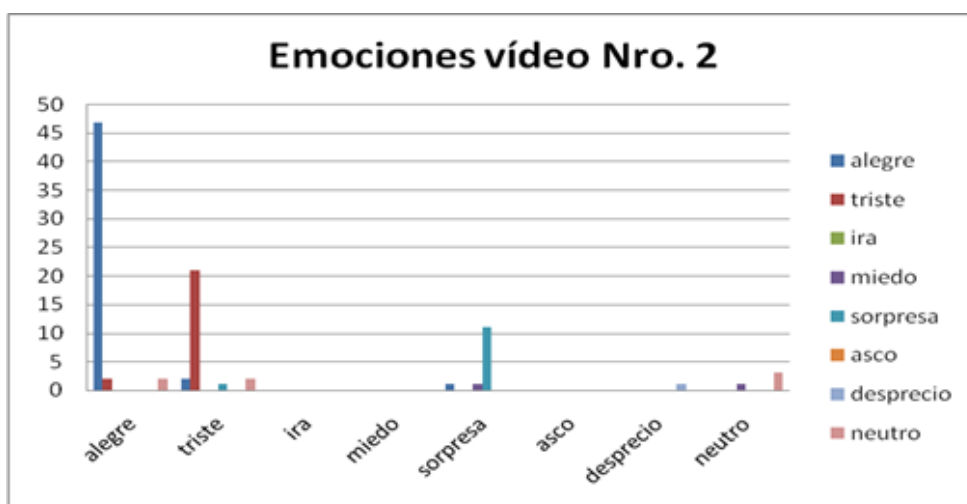


Ilustración 14. Emociones Faciales que prevalecen en el Video 2
Elaborado: La autora

Para el cálculo se toman los datos que corresponden a la diagonal que se forma por los valores 47, 21, 11, 1 y 3, valores que representan los intervalos de concordancia entre los dos observadores, considerando que de los 95 intervalos utilizados para realizar el acuerdo entre

los dos observadores, 83 fueron aceptadas y 12 rechazadas por ambos evaluadores.

El porcentaje de acuerdo observado es:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

$$P_o = \frac{\text{Total acuerdos}}{\text{acuerdos + desacuerdos}}$$

$$P_o = \frac{83}{83+12}$$

$$P_o = 0,87 \Rightarrow 87\%$$

La porción de concordancia se sitúa en el 87%, sumando los valores de las diagonales y dividiendo para el total de anotaciones o intervalos obtenidos.

Para calcular P (e), es decir, la probabilidad de que el acuerdo entre los dos evaluadores se deba al azar, se puede deducir que:

- Los evaluadores coinciden en las emociones de alegría, tristeza, sorpresa, desprecio y neutro, de los cuales el valor más alto de la emoción que existe en las frases de la persona con Alzheimer es la alegría.
- Se toma en cuenta las emociones que se describen en la tabla 1 para poder determinar la sumatoria de concordancias atribuibles al azar, las cuales se calculan definiendo cada una de las celdas de la diagonal que tiene los valores (47, 21, 11, 1 y 3), por lo tanto la probabilidades de que ambos evaluadores evalúan las emociones de alegría, tristeza, sorpresa, desprecio y neutro al azar se deduce de la siguiente manera:

$$P_e = (50/95 \times 51/95) + (23/95 \times 26/95) + (12/95 \times 13/95) + (1/95 \times 1/95) + (7/95 \times 4/95)$$

$$P_e = (0,53 \times 0,54) + (0,24 \times 0,27) + (0,13 \times 0,14) + (0,01 \times 0,01) + (0,07 \times 0,04)$$

$$P_e = (0,29) + (0,06) + (0,02) + (0,0001) + (0,003)$$

$$P_e = 0,37.$$

La probabilidad hipotética de acuerdos al azar (P_e), para el Observador 1 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 50 momento de alegría, 23 momento de tristeza, 12 momentos de sorpresa, 1 momentos de desprecio y 3 momento de neutro, mientras que para el observador 2 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 51 momentos de alegría, 26 momentos de tristeza, 13 momentos de sorpresa, 1 momento de desprecio y 4 momentos de neutro.

Aplicando los valores de P_o y P_e en la fórmula de Kappa de Cohen se obtiene:

$$K = (P_o - P_e) / (1 - P_e)$$

$$K = (0,87 - 0,37) / (1 - 0,37)$$

$$K = (0,50) / (0,63)$$

$$K = 0,79.$$

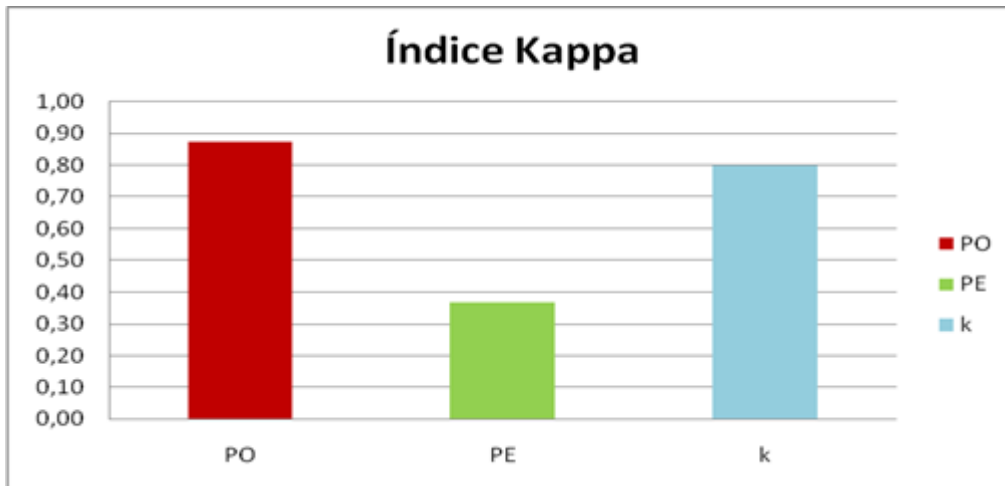


Ilustración 15. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro2.

Elaborado: La autora

Refiriéndonos al rango de valores de la **Tabla 19** propuesta por Landis y Koch, para expresar cualitativamente la fuerza de concordancia, nos permite afirmar que el valor de $K= 0,79$ se encuentra con una fuerza de concordancia de Bueno sobre las emociones básicas presentadas en el vídeo Nro.2.

Se concluye que el valor de **$K= 0,79$** se encuentra en los niveles de aceptables para ser tomado en consideración para la muestra.

Video Nro. 3

Vídeo realizado en la “Fundación Perpetuo Socorro” de la ciudad de Quito, del cual se han extraído 86 frases del diálogo con una persona con demencia tipo Alzheimer que consta en dicho vídeo, los resultados obtenidos son los siguientes:

Tabla 23. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.3

		OBSERVADOR 2								
		alegre	triste	ira	miedo	sorpresa	asco	desprecio	neutro	
OBSERVADOR 1	alegre	21	0	0	0	0	0	0	2	23/86
	triste	0	5	0	0	0	0	0	1	6/86
	ira	0	0	2	0	0	0	0	1	3/86
	miedo	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	sorpresa	5	0	0	0	3	0	0	5	13/86
	asco	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	desprecio	0	0	0	0	0	0	1	1	2/86
	neutro	0	0	0	0	0	0	0	39	39/86
		2/866	5/86	2/86	0	3/86	0	1/86	49/86	86/86

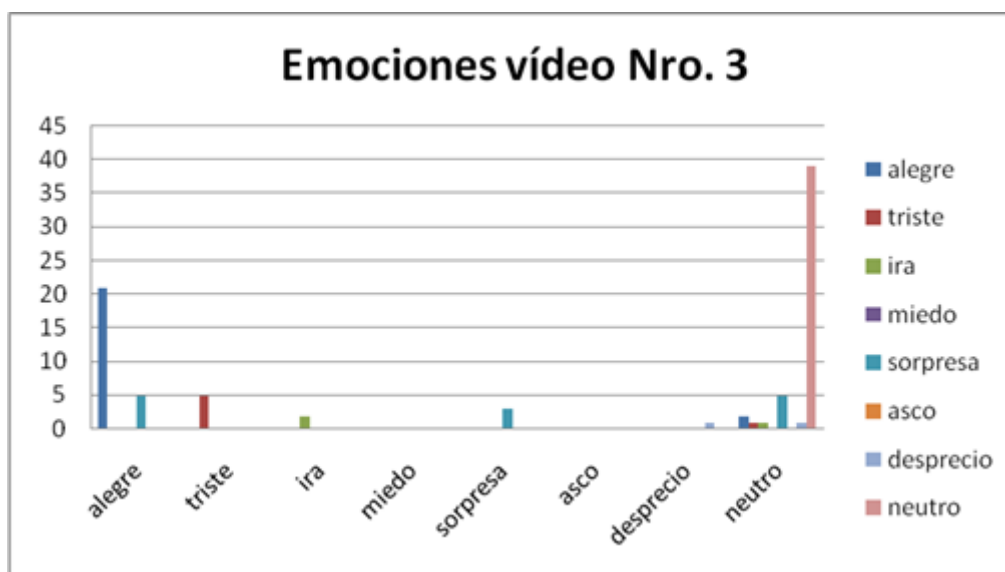


Ilustración 16. Emociones Faciales que prevalecen en el video 3

Elaborado: La autora

Para el cálculo se toman los datos que corresponden a la diagonal que se forma por los valores 21, 5, 2, 3, 1 y 39, valores que representan los intervalos de concordancia entre los dos observadores, considerando que de los 86 intervalos utilizados para realizar el acuerdo entre los dos observadores, 71 fueron aceptadas y 15 rechazadas por ambos evaluadores.

El porcentaje de acuerdo observado es:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

$$P_o = \frac{\text{Total acuerdos}}{\text{acuerdos + desacuerdos}}$$

$$P_o = \frac{71}{71+15}$$

$$P_o = 0,83 \Rightarrow 83\%$$

La porción de concordancia se sitúa en el 83%, sumando los valores de las diagonales y dividiendo para el total de anotaciones o intervalos obtenidos.

Para calcular P (e), es decir, la probabilidad de que el acuerdo entre los dos evaluadores se deba al azar, se puede deducir que:

- Los evaluadores coinciden en las emociones de alegría, tristeza, ira, sorpresa, desprecio y neutro, de los cuales el valor más alto de la emoción que existe en las frases de la persona con Alzheimer es neutro.
- Se toma en cuenta las emociones que se describen en la tabla 1 para poder determinar la sumatoria de concordancias atribuibles al azar, las cuales se calculan definiendo cada una de las celdas de la diagonal que tiene los valores (21, 5, 2, 3, 1 y 39), por lo tanto la probabilidades de que ambos evaluadores evalúan las emociones de alegría, tristeza, ira, sorpresa, desprecio y neutro al azar se deduce de la siguiente manera:

$$P_e = (23/86 \times 26/86) + (6/86 \times 5/86) + (3/86 \times 2/86) + (13/86 \times 3/86) + (2/86 \times 1/86) + (39/86 \times 49/86)$$

$$P_e = (0,27 \times 0,30) + (0,07 \times 0,06) + (0,03 \times 0,02) + (0,15 \times 0,03) + (0,02 \times 0,01) + (0,45 \times 0,57)$$

$$P_e = (0,081) + (0,0042) + (0,0006) + (0,0045) + (0,0002) + (0,26)$$

$$P_e = 0,35.$$

La probabilidad hipotética de acuerdos al azar (P_e), para el Observador 1 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 23 momento de alegría, 6 momento de tristeza, 3 momentos de ira, 13 momentos de sorpresa, 2 momentos de desprecio y 39 momento de neutro, mientras que para el observador 2 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 26 momentos de alegría, 5 momentos de tristeza, 2 momentos de ira, 3 momentos de sorpresa, 1 momentos de desprecio y 49 momento de neutro.

Aplicando los valores de P_o y P_e en la fórmula de Kappa de Cohen se obtiene:

$$K = (P_o - P_e) / (1 - P_e)$$

$$K = (0,83 - 0,35) / (1 - 0,35)$$

$$K = (0,48) / (0,65)$$

$$K = 0,73.$$

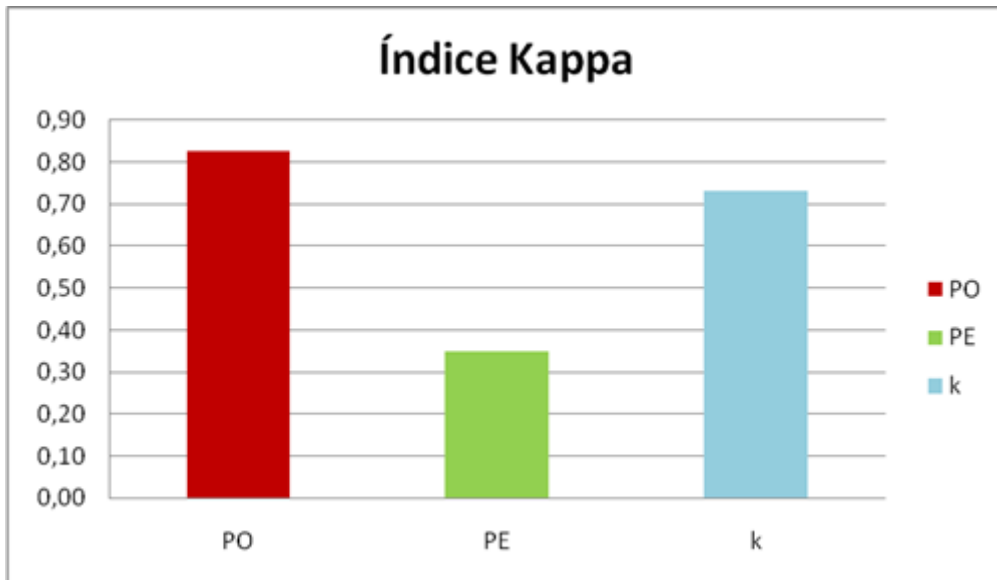


Ilustración 17. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro3.

Elaborado: La autora

Refiriéndonos al rango de valores de la **Tabla 19** propuesta por Landis y Koch, para expresar cualitativamente la fuerza de concordancia, nos permite afirmar que el valor de **K= 0,73** se encuentra con una fuerza de concordancia de Bueno sobre las emociones básicas presentadas para el vídeo Nro.3

Se concluye que el valor de **K= 0,73** se encuentra en los niveles de aceptables para ser tomado en consideración para la muestra.

Video Nro. 4

Vídeo realizado en la “Hospital de Atención Integral del Adulto Mayor” de la ciudad de Quito, del cual se han extraído 107 frases del diálogo, los resultados obtenidos son los siguientes:

Tabla 24. Reordenación de los datos para el cálculo de Kappa del Video Nro.4

		Observador 2								
		alegre	triste	ira	miedo	sorpresa	asco	desprecio	neutro	
Observador 1	alegre	35	1	0	0	0	0	0	2	38/107
	triste	1	10	0	0	0	1	0	1	13/107
	ira	0	0	5	0	0	0	0	1	6/107
	miedo	1	0	0	4	0	0	0	0	5/107
	sorpresa	2	0	0	0	1	0	0	0	3/107
	asco	3	0	0	0	0	6	0	0	9/107
	desprecio	3	0	0	1	0	0	4	0	8/107
	neutro	4	0	0	1	0	0	0	20	25/107
			49/107	11/107	5/107	6/107	1/107	7/107	4/107	24/107

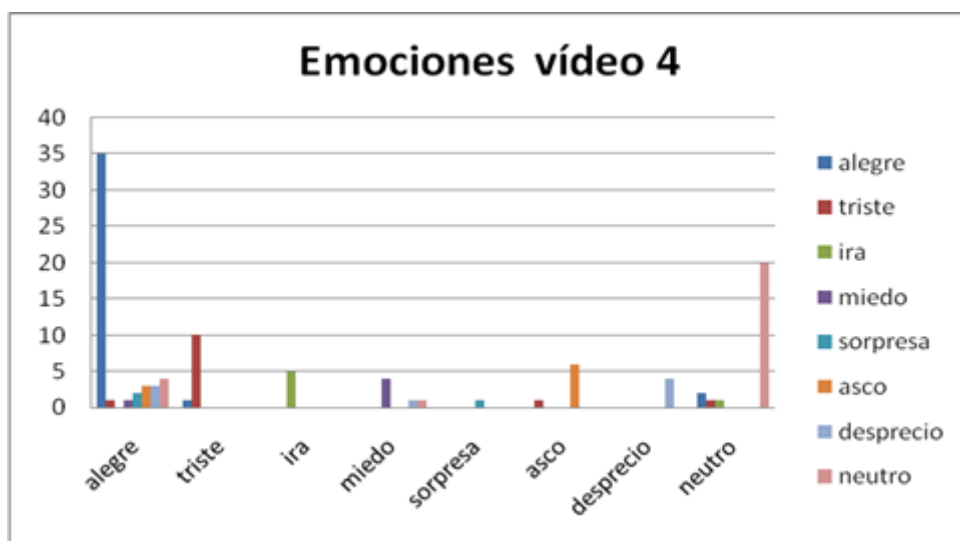


Ilustración 18. Emociones faciales que prevalecen en el video 3

Elaborado: La autora

Para el cálculo se toman los datos que corresponden a la diagonal que se forma por los valores 35, 10, 5, 4, 1, 6, 4 y 20, valores que representan los intervalos de concordancia entre los dos observadores, considerando que de los 107 intervalos utilizados para realizar el acuerdo entre los dos observadores, 85 fueron aceptadas y 22 rechazadas por ambos evaluadores.

El porcentaje de acuerdo observado es:

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$$

$$P_o = \frac{\text{Total acuerdos}}{\text{acuerdos + desacuerdos}}$$

$$P_o = \frac{85}{85+22}$$

$$P_o = 0,79 \Rightarrow 79\%$$

La porción de concordancia se sitúa en el 79%, sumando los valores de las diagonales y dividiendo para el total de anotaciones o intervalos obtenidos.

Para calcular P (e), es decir, la probabilidad de que el acuerdo entre los dos evaluadores se deba al azar, se puede deducir que:

- Los evaluadores coinciden en las emociones de alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa, asco, desprecio y neutro, de los cuales el valor más alto de la emoción que existe en las frases de la persona con Alzheimer es alegría.
- Se toma en cuenta las emociones que se describen en la tabla 1 para poder determinar la sumatoria de concordancias atribuibles al azar, las cuales se calculan definiendo cada una de las celdas de la diagonal que tiene los valores (35, 10, 5, 4, 1, 6, 4 y 20), por lo tanto la probabilidades de que ambos evaluadores evalúan las emociones de alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa, asco, desprecio y neutro al azar se deduce de la siguiente manera:

$$P_e = (38/107 \times 49/107) + (13/107 \times 11/107) + (6/107 \times 5/107) + (5/107 \times 6/107) + (3/107 \times 1/107) + (9/107 \times 7/107) + (8/107 \times 4/107) + (25/107 \times 24/107)$$

$$P_e = (0,36 * 0,46) + (0,12 * 0,10) + (0,06 * 0,05) + (0,05 * 0,06) + (0,03 * 0,009) + (0,08 * 0,07) + (0,07 * 0,04) + (0,23 * 0,22)$$

$$P_e = (0,17) + (0,012) + (0,003) + (0,003) + (0,0002) + (0,006) + (0,0028) + (0,051)$$

$$P_e = 0,24.$$

La probabilidad hipotética de acuerdos al azar (P_e), para el Observador 1 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 38 momento de alegría, 13 momento de tristeza, 6 momentos de ira, 5 momentos de miedo, 3 momentos de sorpresa, 9 momentos de asco, 8 momentos de desprecio y 25 momento de neutro, mientras que para el observador 2 en la entrevista la persona con demencia tipo Alzheimer manifiesta 49 momento de alegría,

11 momentos de tristeza, 5 momentos de ira, 6 momentos de miedo, 1 momentos de sorpresa, 7 momentos de asco, 4 momentos de desprecio y 24 momento de neutro.

Aplicando los valores de Po y Pe en la fórmula de Kappa de Cohen se obtiene:

$$K = (P_o - P_e) / (1 - P_e)$$

$$K = (0,79 - 0,24) / (1 - 0,24)$$

$$K = (0,55) / (0,76)$$

$$K = 0,72.$$

PO	PE	k
0,79	0,24	0,72

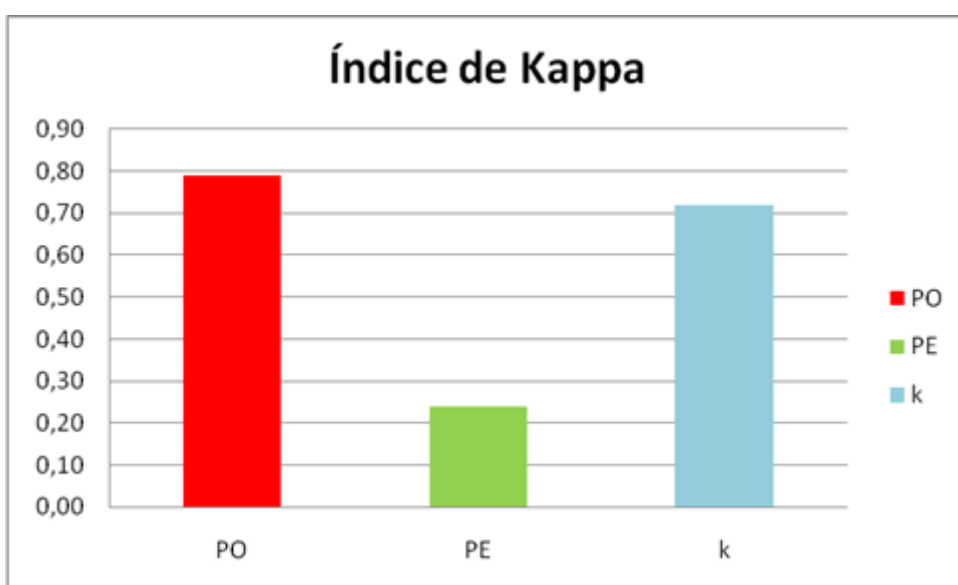


Ilustración 19. Grafica de acuerdos de azar y concordancia en el Índice de Kappa Video Nro4.

Elaborado: La autora

Refiriéndonos al rango de valores de la **Tabla 19** propuesta por Landis y Koch, para expresar cualitativamente la fuerza de concordancia, nos permite afirmar que el valor de $K= 0,72$ se encuentra con una fuerza de concordancia de Bueno sobre las emociones básicas para el vídeo Nro.4

Se concluye que el valor de $K= 0,72$ se encuentra en los niveles de aceptables para ser tomado en consideración para la muestra.

Como resumen de los videos tomados para el cálculo del Coeficiente de Kappa se muestra en la tabla siguiente los resultados obtenidos de los 10 videos.

Tabla 25. Resultados obtenidos del Coeficiente Kappa de los 10 videos

Vídeo	Lugar	Tiempo	Nro. Frases	K
Alicia Salvador(1)	Perpetuo Socorro	04' 25''	34	0.70
Olimpia García(2)	Perpetuo Socorro	18' 58''	95	0.79
Raúl Machado(3)	Perpetuo Socorro	09' 34''	86	0.73
Cármén Casco(4)	Hospital Adulto Mayor	17' 53''	107	0.72
José Santander(5)	Hospital Adulto Mayor	10' 04''	71	0.73
Antonia Castellanos(6)	Hospital Adulto Mayor	06' 56''	62	0.74
Fanny de la Cueva(7)	Hospital Adulto Mayor	08' 36''	94	0.71
Sergio López(8)	Hospital Adulto Mayor	10' 44''	67	0.73
Luz Victoria Cuenca(9)	Centro Adulto Mayor Catamayo	06' 27''	85	0.72
Manuel Pacha(10)	Centro Adulto Mayor Catamayo	09' 04''	85	0.71

Elaborado: La autora

4. Anexo

Anexo 4. Lista de palabras de Stop Word.

Fuente Tomado de: <http://members.unine.ch/jacques.savoy/clef/spanishSmart.txt>

Stop Word List					
A	dado	este	más	podrán	solas
actualmente	dan	éste	mayor	podría	solo
adelante	dar	esto	me	podrían	sólo
además	de	estos	mediante	poner	solos
afirmó	debe	éstos	mejor	por	son
agregó	deben	estuvo	mencionó	por	su
ahí	debido	existe	menos	porque	sus
ahora	decir	existen	mi	posible	tal
al	dejó	explicó	mientras	primer	también
algo	del	expresó	misma	primera	tan
algún	demás	fin	mismas	primero	tanto
alguna	dentro	fue	mismo	primeros	tendrá
algunas	desde	fuera	misimos	principalmente	tendrán
alguno	después	fueron	momento	propia	tenemos
algunos	dice	gran	mucha	propias	tener
alrededor	dicen	grandes	muchas	propio	tenga
ambos	dicho	ha	mucho	propios	tenía
ante	dieron	haber	muchos	próximo	tenido
anterior	diferente	había	muy	próximos	tercera
antes	diferentes	habían	nada	pudo	tiene
añadió	dijeron	habrá	nadie	pueda	tienen
apenas	dijo	hace	ni	puede	toda
aproximadamente	dio	hacen	ningún	pueden	todas
aquí	donde	hacer	ninguna	pues	todavía
aseguró	dos	hacerlo	ningunas	que	todo
así	durante	hacia	ninguno	qué	todos
aún	el	han	ningunos	queremos	total
aunque			nos	quien	tras
ayer			nosotras	quienes	trata
				quiere	

5. Anexo

Anexo 5. Ejemplo de Conversación 1(Paciente con Alzheimer) clasificada por los algoritmos de Naive Bayes Ingenua y Redes Bayesianas Multinomial

Como se observa la forma de clasificar con Naive Bayes(**Ilustración 21**) y Redes Bayesianas Multinomial(**Ilustración 20**), donde tenemos la frases de la conversación 1 seguido con la polaridad asignada por los clasificadores(Naive Bayes, Red Bayesiana Multinomial) así que analizando las ocurrencias de las clases al utilizar un corpus balanceado con Naive Bayes el valor con más exhaustividad para clasificar una frase va ser neutro, en cambio al utilizar una Red Bayesiana Multinomial de igual manera con un corpus balanceado la forma de clasificar las frases de la conversación tiene una forma más precisa para descubrir las tres clases (positivo, negativo, neutro) en esta conversación.

```
conversacion..... 1 .txt
Frase 1 Sobrinos sentimiento aproximado: neutro
Frase 2 Para que tanta cosa sentimiento aproximado: positivo
Frase 3 Alicia Angelica Salvador Perez sentimiento aproximado: neutro
Frase 4 Creo que voy a cumplir 40 sentimiento aproximado: neutro
Frase 5 De Guayaquil sentimiento aproximado: neutro
Frase 6 Hay muchas gracias sentimiento aproximado: positivo
Frase 7 Mis papitos eran sentimiento aproximado: neutro
Frase 8 El unito 40 mismo no me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 9 Y mi mamita tampoco me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 10 Yo tengo Guillermo, Cesar, Edmundo sentimiento aproximado: neutro
Frase 11 Novios no tengo sentimiento aproximado: neutro
Frase 12 Me da miedo casarme sentimiento aproximado: negativo
Frase 13 Mi tia sentimiento aproximado: neutro
Frase 14 Como mi madre Rosarito sentimiento aproximado: neutro
Frase 15 En la casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 16 En la casa de ella sentimiento aproximado: neutro
Frase 17 Mi infancia fue muy buena con mis papas sentimiento aproximado: positivo
Frase 18 Tambien porque en la Perez Bazares me hicieron educar sentimiento aproximado: neutro
Frase 19 En quito sentimiento aproximado: neutro
Frase 20 A ratos triste sentimiento aproximado: negativo
Frase 21 Otros ratos feliz sentimiento aproximado: negativo
Frase 22 Siempre hay inconvenientes no sentimiento aproximado: negativo
Frase 23 Entonces no voy estar riendome sentimiento aproximado: neutro
Frase 24 Alguna cosa buena se presenta sentimiento aproximado: positivo
Frase 25 Entonces cambia, se deja de ser tristona sentimiento aproximado: negativo
Frase 26 Todas son muy buenas sentimiento aproximado: neutro
Frase 27 Claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 28 Nada sentimiento aproximado: neutro
Frase 29 Si claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 30 No sentimiento aproximado: neutro
Frase 31 que venga a verme sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 Y ahora que fecha sentimiento aproximado: negativo
Frase 33 Y ya mismo viene el loco sentimiento aproximado: negativo
Frase 34 Mi hermano es mayor que mi, loco sentimiento aproximado: negativo
Numero de Lineas Analizadas: 34.0
Conten positive value 11.76 %
Conten negative value 32.35 %
Conten neutro value 55.88 %
```

Ilustración 21. Clasificación con Naive Bayes de la Conversación1 de un paciente con Alzheimer

```
conversacion..... 1 .txt
Frase 1 Sobrinos sentimiento aproximado: negativo
Frase 2 Para que tanta cosa sentimiento aproximado: positivo
Frase 3 Alicia Angelica Salvador Perez sentimiento aproximado: neutro
Frase 4 Creo que voy a cumplir 40 sentimiento aproximado: neutro
Frase 5 De Guayaquil sentimiento aproximado: neutro
Frase 6 Hay muchas gracias sentimiento aproximado: positivo
Frase 7 Mis papitos eran sentimiento aproximado: neutro
Frase 8 El unito 40 mismo no me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 9 Y mi manita tampoco me acuerdo sentimiento aproximado: negativo
Frase 10 Yo tengo Guillermo, Cesar, Edmundo sentimiento aproximado: neutro
Frase 11 Novios no tengo sentimiento aproximado: neutro
Frase 12 Me da miedo casarme sentimiento aproximado: negativo
Frase 13 Mi tia sentimiento aproximado: negativo
Frase 14 Como mi madre Rosarito sentimiento aproximado: neutro
Frase 15 En la casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 16 En la casa de ella sentimiento aproximado: neutro
Frase 17 Mi infancia fue muy buena con mis papas sentimiento aproximado: negativo
Frase 18 Tambien porque en la Perez Bazares me hicieron educar sentimiento aproximado: neutro
Frase 19 En quito sentimiento aproximado: neutro
Frase 20 A ratos triste sentimiento aproximado: negativo
Frase 21 Otros ratos feliz sentimiento aproximado: negativo
Frase 22 Siempre hay inconvenientes no sentimiento aproximado: negativo
Frase 23 Entonces no voy estar riendome sentimiento aproximado: neutro
Frase 24 Alguna cosa buena se presenta sentimiento aproximado: positivo
Frase 25 Entonces cambia, se deja de ser tristona sentimiento aproximado: negativo
Frase 26 Todas son muy buenas sentimiento aproximado: negativo
Frase 27 Claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 28 Nada sentimiento aproximado: negativo
Frase 29 Si claro sentimiento aproximado: neutro
Frase 30 No sentimiento aproximado: negativo
Frase 31 que venga a verme sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 Y ahora que fecha sentimiento aproximado: negativo
Frase 33 Y ya mismo viene el loco sentimiento aproximado: negativo
Frase 34 Mi hermano es mayor que mi, loco sentimiento aproximado: negativo
Numero de Lineas Analizadas: 34.0
Conten positive value 8.82 %
Conten negative value 50.0 %
Conten neutro value 41.18 %
```

Ilustración 20. Clasificación con Red Bayesiana Multinomial de la Conversación1 de un paciente con Alzheimer

Ejemplo de Conversación 7 (Paciente con Alzheimer) clasificada por los algoritmos de Naive Bayes Ingenua y Redes Bayesianas Multinomial.

En este ejemplo se coge una muestra de las primeras frases, ya que las líneas analizadas son demasiadas, a continuación una muestra de este ejemplo. Como se puede ver al clasificar con Naive Bayes el valor de contenido con mayor ocurrencia tiene la clase Neutra, y con Red Bayesiana Multinomial se mantiene la Clase Neutra, pero la exactitud de las otras dos clases (positivo, negativo) en la Red Bayesiana Multinomial es más alta que en Naive Bayes.

```

Frase 12 otro lado del rio sentimiento aproximado: neutro
Frase 13 No aqui nomas antes de llegar a Cajanuma sentimiento aproximado: neutro
Frase 14 Y de ahi casandome me bote para aca mas acabajito sentimiento aproximado: neutro
Frase 15 Todito esto fue mio y e di a un hijo el ultimo varon que tengo sentimiento aproximado: negativo
Frase 16 Yo tengo yo creo que son 7 o 8 hijos sentimiento aproximado: neutro
Frase 17 Mujeres son creo 4 o 5 mujeres y 2 varones sentimiento aproximado: neutro
Frase 18 Ellos viven aqui por el sector por el barrio toditas esas parroquias sentimiento aproximado: neutro
Frase 19 Solo un varon vive bien arriba en estas rinconadas sentimiento aproximado: positivo
Frase 20 No no por aqui en este catamayo mismo sentimiento aproximado: neutro
Frase 21 Pero bien arriba ya pasa el filo de la pena sentimiento aproximado: positivo
Frase 22 Si, por Santo Domingo de Guzman se llama ahi sentimiento aproximado: positivo
Frase 23 A la Agricultura y Ganado sentimiento aproximado: neutro
Frase 24 Ella ya murio hace anos sentimiento aproximado: negativo
Frase 25 Ella era tender el diario mujer servicio al diario sentimiento aproximado: neutro
Frase 26 En la casa si cosechabamos , atejaba la yunta todo pero en la casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 27 Eso si creo q ella murio a de ser casi 10 anos yo me case de 21 anos ahoritas tengo 86 creo sentimiento aproximado: negativo
Frase 28 Creo que ella murio mas o menos unos 15 anos ya sentimiento aproximado: negativo
Frase 29 Si ella murio bien mal porque sentimiento aproximado: negativo
Frase 30 Los hijos son creo son 3 cuatro varons y mujeres tengo como unas siete sentimiento aproximado: neutro
Frase 31 Ah eso sino tengo en cuenta como ellos son criados en su casas ya cada sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 No creo fuu ahorita si ya ya estoy en 84 anos creo sentimiento aproximado: neutro
Frase 33 Muchas gracias sentimiento aproximado: positivo
Frase 34 No si si podran llevarme usted sabe que los hijos casados tienes sus compromisos ya sentimiento aproximado: positivo
Frase 35 Puede ser que manana tengan algun otro inconveniente y no puedan irse sentimiento aproximado: negativo
Frase 36 Manana entonces me hace ese favor porque yo no he sabido eso sentimiento aproximado: negativo
Frase 37 Si dueño de este, De esta casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 38 Manuel Antonio creo es sentimiento aproximado: neutro
Frase 39 Cual hijo varon parece que no tengo varones sentimiento aproximado: negativo
Frase 40 Solo el creo manuel Antonio como se llama el pes pero manuel es sentimiento aproximado: neutro
Frase 41 Ella era dolores Gonzales sentimiento aproximado: negativo
Frase 42 Si la conocio usted sentimiento aproximado: neutro
Frase 43 La una hija vive aqui pero yo francamente no me acuerdo porque yo donde ella casi no he llegado desde que murio mi mujer sentimiento aproximado: negativo
Frase 44 Marta sentimiento aproximado: neutro
Frase 45 Son 7 mujeres y 2 varones sentimiento aproximado: neutro
Frase 46 Yo vivo aqui duermo como tambien es el ultimo hijo asi no quiera tiene que tenerme que le parece sentimiento aproximado: negativo
Numero de Líneas Analizadas: 46.0
Conten positive value 13.04 %
Conten negative value 28.26 %
Conten neutro value 58.7 %

```

Ilustración 22. Clasificación con Naive Bayes de la Conversación 7 de un paciente con Alzheimer

```

Frase 12 otro lado del rio sentimiento aproximado: neutro
Frase 13 No aqui nomas antes de llegar a Cajanuma sentimiento aproximado: neutro
Frase 14 Y de ahi casandome me bote para aca mas acabajito sentimiento aproximado: neutro
Frase 15 Todito esto fue mio y e di a un hijo el ultimo varon que tengo sentimiento aproximado: negativo
Frase 16 Yo tengo yo creo que son 7 o 8 hijos sentimiento aproximado: neutro
Frase 17 Mujeres son creo 4 o 5 mujeres y 2 varones sentimiento aproximado: neutro
Frase 18 Ellos viven aqui por el sector por el barrio toditas esas parroquias sentimiento aproximado: neutro
Frase 19 Solo un varon vive bien arriba en estas rinconadas sentimiento aproximado: negativo
Frase 20 No no por aqui en este catamayo mismo sentimiento aproximado: neutro
Frase 21 Pero bien arriba ya pasa el filo de la pena sentimiento aproximado: positivo
Frase 22 Si, por Santo Domingo de Guzman se llama ahi sentimiento aproximado: positivo
Frase 23 A la Agricultura y Ganado sentimiento aproximado: negativo
Frase 24 Ella ya murio hace anos sentimiento aproximado: negativo
Frase 25 Ella era tender el diario mujer servicio al diario sentimiento aproximado: neutro
Frase 26 En la casa si cosechabamos , atejaba la yunta todo pero en la casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 27 Eso si creo q ella murio a de ser casi 10 anos yo me case de 21 anos ahoritas tengo 86 creo sentimiento aproximado: negativo
Frase 28 Creo que ella murio mas o menos unos 15 anos ya sentimiento aproximado: negativo
Frase 29 Si ella murio bien mal porque sentimiento aproximado: negativo
Frase 30 Los hijos son creo son 3 cuatro varons y mujeres tengo como unas siete sentimiento aproximado: neutro
Frase 31 Ah eso sino tengo en cuenta como ellos son criados en su casas ya cada sentimiento aproximado: negativo
Frase 32 No creo fuu ahorita si ya ya estoy en 84 anos creo sentimiento aproximado: neutro
Frase 33 Muchas gracias sentimiento aproximado: positivo
Frase 34 No si si podran llevarme usted sabe que los hijos casados tienes sus compromisos ya sentimiento aproximado: positivo
Frase 35 Puede ser que manana tengan algun otro inconveniente y no puedan irse sentimiento aproximado: negativo
Frase 36 Manana entonces me hace ese favor porque yo no he sabido eso sentimiento aproximado: negativo
Frase 37 Si dueño de este, De esta casa sentimiento aproximado: neutro
Frase 38 Manuel Antonio creo es sentimiento aproximado: neutro
Frase 39 Cual hijo varon parece que no tengo varones sentimiento aproximado: negativo
Frase 40 Solo el creo manuel Antonio como se llama el pes pero manuel es sentimiento aproximado: neutro
Frase 41 Ella era dolores Gonzales sentimiento aproximado: negativo
Frase 42 Si la conocio usted sentimiento aproximado: negativo
Frase 43 La una hija vive aqui pero yo francamente no me acuerdo porque yo donde ella casi no he llegado desde que murio mi mujer sentimiento aproximado: negativo
Frase 44 Marta sentimiento aproximado: negativo
Frase 45 Son 7 mujeres y 2 varones sentimiento aproximado: neutro
Frase 46 Yo vivo aqui duermo como tambien es el ultimo hijo asi no quiera tiene que tenerme que le parece sentimiento aproximado: negativo
Numero de Líneas Analizadas: 46.0
Conten positive value 10.87 %
Conten negative value 41.3 %
Conten neutro value 47.83 %

```

Ilustración 23. Clasificación con Red Bayesiana Multinomial de la Conversación 7 de un paciente con Alzheimer

BIBLIOGRAFIA

- "About Python". (2011, Marzo). Retrieved from Internet: <https://www.python.org/about/>
- Anguas-Wong, A., Matsumoto, M., & Yoo, S. (2005). *The role of context in Mexican emotional regulation via DRAI*. Washington: Reunión anual de la American Psychological Association.
- Burgoon, J., Jensen, M., Meservy, T., Kruse, J., & Nunamaker, F. (2005). Augmenting Human Identification of Emotional States in Video. *Intelligence Analysis Conference*. VA: CiteUlike.
- Burnham, H. y. (2012). Recognition of facial expressions of emotion by patients with dementia of the Alzheimer type. *Demendia and Geriatric Cognitive Disorders*, 75-79.
- Casado, C., & Colomo, R. (2006). Un breve recorrido por la concepción de las emociones en la Filosofía Occidental. *A Parte Rei*, 10.
- Cobo, A, & Martínez, M. (2009). Descubrimiento de conocimiento en repositorios documentales mediante tecnicas de Minería de Texto y Swarm Intelligence. *Revista Electronica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA*, 105-124.
- Corso, C. . (2009). "Aplicación de algoritmos de clasificación supervisada usando Weka." . Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Córdoba.
- Daniel Jurafsky and Christopher D. Manning. . (2012). *Natural Language Processing*. Univarsity Stanford.
- Darwin, C. (1872). *The Expression of the Emotions in Man and Animals*. NewYork.
- Davidov, D. T. (2010). Semi-supervised recognition of sarcastic sentences in Twitter and Amazon. *COLING*.
- Díaz, R. (1994). *Psicología del mexicano*. Trillas: México.
- Dubiau, L. (2013). Retrieved from <http://materias.fi.uba.ar/7500/Dubiau.pdf>
- Dubiau, L. (2013). *Universidad de Buenos Aires*. Retrieved from <http://materias.fi.uba.ar/7500/Dubiau.pdf>
- Ekman, P. (2003). Darwin, Deception, and Facial Expression. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 205-221.
- Ekman, P. (2003). *Emotions Revealed, Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*. New York: Henry Holt and Company.
- EKMAN, P. E. (1982). *Emotion In the Human Face*. Cambridge University.
- Gardner. (2001). *Estrucutra de la mente: La teoría de las inteligencias multiples*. Mexico: Fondo de Cultura Economica.
- Gary Miner & Nisbet, R. (2012). Practical Text Mining and Statistical Analysis for Non- structured Text Data Applications.
- Gómez H. et al. (2014). A contribution to the method of automatic identification of human emotions by using semantic structures. *Interactive Collaborative Learning (ICL), 2014 International Conference on*, 60-70.
- Gómez H. et al. (2015). Neurociencias aplicadas al análisis de la percepción: Corazón y emoción ante el Himno de Ecuador. *Revista Latina de Comunicación Social*, 401-422.
- Gomez H. et al., 2. (2015). Emotions Analysis Techniques: Their Application in the Identification of Criteria for Selecting Suitable Open Educational Resources (OERs). *International Conference on Interactive Collaborative and Blended Learning*, 16-18.
- Graham-Rowe, D. (2012, 01 10). *Un telefono inteligente que sabe si estas de mal humor*. Retrieved from <https://www.technologyreview.es/informatica/39440/un-telefono-inteligente-que-sabe-si-estas-de-mal/>
- Hangya, V. B. (2013). *Sentiment Detection on Twitter Messages*. Retrieved from http://www.cs.york.ac.uk/semeval-2013/accepted/102_Paper.pdf
- Hazry Desa Bashir & Nagarajan. (2009). Facial Emotion Detection using Guided Particle Swarm Optimization (GPSO). *School of Mechatronic Engineering*. Malaysia: UniMAP.
- Levallois, C. (2013). *Sentiment Analysis for Tweets based on Lexicons an Heuristics*. Retrieved from http://www.cs.york.ac.uk/semeval-2013/accepted/27_Paper.pdf

- López, J., Gil, R., García, R., Cearreta, I., & Garay, N. (2008). Towards an Ontology for Describing Emotions. *1st World Summit on The Knowledge Society: Emergin Technologies and Information Systems for the Knowledge Society* (pp. 96-104). Berling: Springer.
- Martínez y et al. (2011). *Análisis de Sentimientos*. Tréveris: Universidad de Tréveris.
- Matsumoto, D., & Juang, L. (2004). *Culture and psychology*. Wasworth: Mason.
- Mohammad, S., & Turney, P. (2013). Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon. *Computational Intelligence*, 436-465.
- Najmeh. (2011). *Sentiment Analysis in Online Educational*. Toronto.
- Palmero, F. (2010, 05 20). *La emoción desde el modelo biológico*. Retrieved 05 13, 2013, from <http://reme.uji.es/articulos/apalmf5821004103/texto.html>
- Pang, B. et al. (2002). Sentiment classification using machine learning techniques.
- Pang, B., & Lee, L. &. (2002). Language Processing (EMNLP). Ponencia Realizada en la Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Philadelphia.: University Pennsylvania,.
- Park, E.-Y., & Lee, Y.-W. (2008). Emotion-based image retrieval using multiple-queries and consistency feedback. *Conference on Industrial Informatics*.
- Pedregosa F. et al. (2011). *Journal of Machine Learning Research*. Retrieved from <http://scikit-learn.org/stable/>
- Pietrosemoli, L. (2007). *Análisis del discurso en poblaciones especiales: la conversación con afásicos*. Caracas: Los Libros de El Nacional.
- Plascencia Arévalo, Y. S. (2014). *Ontología y aplicación web de mantenimiento para emociones humanas en videos de YouTube*. Loja: UTPL.
- Ramos Linares, V., Piqueras Rodriguez, J. A., Martínez González, A. E., & Oblitas Guadalupe, L. A. (2009). Emoción y Cognición: Implicaciones para el tratamiento. *Terapia Psicológica*, 27(2), 227-237.
- Robles, A. y. (2002). Propuesta de criterios para el diagnóstico clínico del deterioro cognitivo ligero, la demencia y la enfermedad de Alzheimer. *Neurología*, 17-32.
- Santana, P, & Daniela, M. (2014). *Aplicacion de Algoritmos de clasificacion de Minería de Textos para el Reconocimiento de Habilidades de E-tutores Colaborativos*. Inteligencia Artificial. Retrieved from Santana, P. C., & Daniela, M. (2014). Aplicacion de Algoritmos de clasificacion de Minería de Textos para el Reconocimiento de Habilidades de E-tutores Colaborativos.
- Santana, P. C., & Daniela, M. (2014). Aplicacion de Algoritmos de clasificacion de Minería de Textos para el Reconocimiento de Habilidades de E-tutores Colaborativos.
- Scherer, K. (2005). What are emotions? and how can they be measured? *Social Science Information*, 695-729.
- Strupp, S., Schmitz, N., & Berns, K. (n.d.). *Visual-Based Emotion Detection for Natural Man-Machine Interaction*. Kaiserslautern: Faculty of Computer Science, Robotics Research Lab - University of Kaiserslautern.
- Thilmany Jean. (2007). *The emotional robot. Cognitive computing and the quest for artificial intelligence*. Retrieved 08 29, 2013, from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2247377>
- Torres P, & Soledad C. (2015). El análisis de emociones faciales en personas con Síndrome de Down en el aula.
- Unankard, S. L. (2014). Predicting elections from social networks based on sub-event detection and sentiment analysis. In *WEB INFORMATION SYSTEMS ENGINEERING – WISE 2014* (pp. 1-16).
- Vilares David & Alonso Miguel. (2013). Clasificación de polaridad en textos con opiniones en español. *Academia*.
- Yankovic, B. (2011, 09). *Emociones, sentimientos, afecto. El desarrollo emocional*. Retrieved from http://www.educativo.utralca.cl/medios/educativo/profesores/basica/desarrollo_emocion.pdf