

UNIVERSIDAD DE TALCA
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL DE MINAS

RECONOCIMIENTO DE SITUACIONES DE URGENCIA EN BASE
A COMUNICACIÓN VERBAL UTILIZANDO INTELIGENCIA
ARTIFICIAL

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO
DE INGENIERO CIVIL DE MINAS**

CRISTOBAL ANTONIO HERRERA SANDOVAL

PROFESOR GUÍA

DR. MANUEL REYES

MIEMBROS COMISIÓN

MG. KENJI NAITO

MG. CARLOS MORAGA

CURICÓ-CHILE

2021

CONSTANCIA

La Dirección del Sistema de Bibliotecas a través de su encargado Biblioteca Campus Curicó certifica que el autor del siguiente trabajo de titulación ha firmado su autorización para la reproducción en forma total o parcial e ilimitada del mismo.



Two circular official stamps and handwritten signatures in blue ink. The left stamp is from the 'DIRECCIÓN SISTEMA DE BIBLIOTECAS UNIVERSIDAD DE TALCA' and the right stamp is from the 'SISTEMA DE BIBLIOTECAS CAMPUS CURICO'.

Curicó, 2022

RESUMEN

La memoria tiene como objetivo desarrollar una metodología predictora de eventos de accidentabilidad en base a sentimientos utilizando Inteligencia Artificial, para lograrlo se requirieron segmentos significativos de grabaciones de audios previos a accidente obtenidas de películas como Destino Final 1, Destino Final 3 y la serie Heavy Rescue, las cuales transcritas a texto se formó una base de datos de 136 frases clasificándolas con un sentimiento positivo, negativo o neutral utilizando técnica supervisada como no supervisada.

Poniendo a prueba las técnicas mencionadas se logró identificar que ningún método es 100% correcto, sin embargo, la técnica automática logró clasificar con una polaridad correcta el 87.5% de las frases y la técnica supervisada logró extraer los sentimientos que el autor demuestra en un discurso, pero no logró dar polarización a un 48% de las frases.

Los resultados obtenidos a través de la base de datos de texto transcritos desde las películas y la serie previo a accidentes lograron detectar predominancia de sentimientos negativo sobre el 45% de las frases, siendo un indicador reconocedor de situaciones de urgencia y una potencial metodología a ser utilizada para predecir eventos de accidentabilidad

ABSTRACT

The thesis aims to develop a predictive methodology of accident events based on feelings using Artificial Intelligence. To achieve this, significant segments of pre-accident audio recordings obtained from movies such as Final Destination 1, Final Destination 3 and the Heavy Rescue series were required, which transcribed into text, a database of 136 phrases was formed, classifying them with a positive, negative or neutral feeling using both supervised and unsupervised techniques.

Testing the mentioned techniques, it was possible to identify that no method is 100% correct, however, the automatic technique was able to classify 87.5% of the sentences with a correct polarity and the supervised technique was able to extract the feelings that the author shows in a speech but failed to give polarization to 48% of the sentences.

The results obtained through the text database transcribed from the movies and the pre-accident series were able to detect a predominance of negative sentiments in 45% of the sentences, being an indicator of emergency situations and a potential methodology to be used to predict accidentability events in real time.

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría expresar mi más sincero agradecimiento en primer lugar a Dios y en segundo lugar a mi familia que siempre me ha apoyado en las decisiones importantes de mi vida, especialmente a mi madre “Juanita Sandoval”, hermanas “Katherine Herrera” y “Yoselinne Herrera”, familia que me ha apoyado en todo en mi etapa universitaria. como también a mi pareja “Beatriz Salgado”, quien me ayudo y guió a terminar con éxito la tesis.

Además, agradezco a mi hijo “Crisdén Leandro” quien vino al mundo a llenarme de alegrías y darme las energías suficientes para llevar a cabo las metas propuestas y los desafíos futuros.

Agradezco también a mis profesores que han tenido la paciencia necesaria de enseñarme lo necesario para desarrollarme como futuro profesional, especialmente a los profesores de básica y de media, quienes todavía apremio y los recuerdo con gran cariño, en particular a mi profesora de matemática de enseñanza media “Ingrid Ríos”, la cual siempre apoyo para tener una buena base para llegar a la Universidad.

También agradezco a la Universidad De Talca como a sus honorables profesores quienes me entregaron las herramientas necesarias para entrar al mundo laboral, especialmente a “Manuel Reyes” profesor guía de la memoria, “Francisco Rivas” profesor de geología, “Kenji Naito” profesor de minería rajo abierto, “Lina Uribe” profesora metalúrgica.

Agradezco también a todos mis amigos de universidad quienes me alegraban los días tanto en el área académica como extracurricular, pasando semanas completas compartiendo, especialmente a “Cristian Villagra”, “Mario Quezada” y “Fernando Pinilla” y “Javier Salgado”.

TABLA DE CONTENIDOS

RESUMEN.....	I
ABSTRACT	II
AGRADECIMIENTOS.....	III
1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 HIPOTESIS DE INVESTIGACIÓN.....	2
1.2 JUSTIFICACIÓN	2
2 OBJETIVOS.....	3
2.1 Objetivo General.....	3
2.2 Objetivos Específicos	3
3 ALCANCES	3
4 METODOLOGÍA.....	4
5 MARCO TEORICO	5
5.1 Sistema vocal humano.	6
5.2 Frecuencia del lenguaje.....	7
5.3 Términos y definiciones	8
5.4 Análisis de sentimientos en voz.....	8
5.5 Análisis de sentimiento facial.....	9
5.6 Análisis de sentimiento en el texto.....	10
5.7 Desarrollo de la computación afectiva	12
5.8 Técnicas de selección de características.....	13
5.8.1 Término y su frecuencia.....	14
5.8.2 Función frecuencia inversa del documento.....	14
5.8.3 Parte del discurso.....	14
5.8.4 Palabras de oración y opinión.....	14
5.8.5 Cambiadores de polaridad.....	15
5.8.6 Basado en léxico.....	15

5.9	Enfoques de clasificación	15
5.9.1	Basado en diccionario.....	15
5.9.2	Basado en corpus	16
5.9.3	Basado en semántica.....	16
5.10	Enfoque de aprendizaje automático.....	16
5.10.1	Clasificador Naive Bayes.....	17
5.10.2	Clasificador de máxima entropía.....	18
5.10.3	Máquina de vectores de soporte.....	19
5.10.4	Redes neuronales artificiales.....	20
5.11	Limitaciones Actuales.....	20
5.11.1	Contexto.....	20
5.11.2	Ambigüedad de sentimientos.....	21
5.11.3	Sarcasmo.....	21
5.11.4	Léxico.....	21
5.12	Software Utilizados en la investigación.....	22
5.12.1	Audacity.....	22
5.12.2	Google Cloud.....	22
5.12.3	Python.....	22
5.12.4	Microsoft Azure.....	22
5.12.5	Power BI.....	22
6	DESARROLLO DEL TEMA	23
6.1	Técnica supervisada.....	23
6.1.1	Librerías ocupadas en el estudio.....	23
6.1.2	String.....	24
6.1.3	Collections.....	24
6.1.4	Nltk (Natural Language Toolkit).....	24
6.1.5	Sentiment Analyzer.....	24
6.2	Metodología técnica supevisada.....	24
6.3	Técnica no supervisada o automática.....	40
6.4	Prueba de técnicas.....	46
6.4.1	Técnica No Supervisada.....	46
6.4.2	Resumen del discurso.....	51

6.4.3	Análisis de resultados	53
6.5	Análisis y comparación de técnicas	53
6.5.1	Análisis de resultados	56
7	Reconocimiento de situaciones de emergencia	58
7.1	Películas Seleccionadas	59
7.2	Serie seleccionada	59
7.3	Limpieza del audio.....	61
7.3.1	Reducción de ruido.	61
7.3.2	Compresor.	62
7.3.3	Limitador.	62
7.3.4	Normalización.	63
7.4	Transcripción de audio a texto.....	63
7.5	Resultado análisis automático	65
7.6	Resultado análisis supervisado.....	71
7.7	Resumen análisis automático	79
7.7.1	Destino final 1.	79
7.7.2	Destino Final 3.	79
7.7.3	Heavy Rescue.....	80
7.8	Análisis de resultados método automático.....	80
7.9	Resumen análisis supervisado	81
7.9.1	Destino final 1.	81
7.9.2	Destino final 3.	81
7.9.3	Heavy Rescue.....	82
7.10	Análisis de resultado método supervisado.....	82
8	CONCLUSIONES	83
9	RECOMENDACIONES.....	84
10	REFERENCIAS	85
11	APENDICE.....	87
11.1	Apéndice A.....	87

INDICE DE FIGURAS

Figura 5.1: Anatomía del sistema vocal humano (Assaneo, 2014).....	6
Figura 5.2: comparación del modelo Dependency y Constituency Parsing para la frase “prefer the morning flight through Denver”.....	11
Figura 5.3: Ejemplo de separación lineal entre dos clases por SVM.....	19
Figura 6.1: Librerías aplicadas en la investigación.....	24
Figura 6.2: Proceso de abrir limpiar y convertir el texto en minúscula.....	25
Figura 6.3: Tokenización de palabras.....	25
Figura 6.4: Aplicación de los stop words en python.....	26
Figura 6.5: Algoritmo aplicado para extraer sentimientos.....	27
Figura 6.6: Algoritmo contador de sentimientos repetidos.....	40
Figura 6.7: Aplicación de función sentiment_analyse.....	40
Figura 6.8: Función para visualizar de resultados de sentimientos extraídos.....	40
Figura 6.9: Creación de cuenta Microsoft.....	42
Figura 6.10: Creación de un nuevo proyecto.....	42
Figura 6.11: Tabla importada a Power BI.....	43
Figura 6.12: Llamada a la función.....	43
Figura 6.13: Editor Avanzado de Power Query.....	44
Figura 6.14: Código análisis de sentimientos.....	44
Figura 6.15: Función para evaluar el sentimiento.....	45
Figura 6.16: Invocar a la función en una nueva columna.....	45
Figura 6.17: Sentimientos extraídos del texto utilizando método supervisado.....	52
Figura 7.1: Destino Final 1 Figura 7.2: Destino Final.....	59
Figura 7.3: Heavy Rescue.....	59
Figura 7.4: Segmentar audio en Audacity.....	60
Figura 7.5: Exportar fragmento de audio seleccionado en formato mp3.....	60

Figura 7.6: Reducción de ruido del audio en Audacity	61
Figura 7.7: Obtención perfil de ruido en Audacity.....	61
Figura 7.8: Aplicar efecto compresor al audio en Audacity.....	62
Figura 7.9: Efecto Limitador Audacity	63
Figura 7.10: Normalización de audio mediante Audacity.....	63
Figura 7.11: Modelo de voz ocupado investigación.....	64
Figura 7.12: Transcribir audio a texto mediante Speech to text.....	64
Figura 7.13: Resultado Destino Final 1 análisis automático.	79
Figura 7.14: Resultado Destino Final 3 análisis automático.	79
Figura 7.15: Resultado Heavy Rescue análisis automático.....	80
Figura 7.16: Resultado destino final 1 análisis supervisado	81
Figura 7.17: Resultado destino final 3 análisis supervisado	81
Figura 7.18: Resultado heavy Rescue análisis supervisado.....	82

INDICE DE TALBAS

Tabla 5.1: Frecuencia de voces humanas _____	7
Tabla 6.1: Stop words ocupadas en el estudio _____	26
Tabla 6.2: Emociones ocupadas en el estudio _____	28
Tabla 6.3: Resultado análisis de sentimientos discurso de Steve Jobs _____	53
Tabla 6.4: Resultados frases de prueba método no supervisado _____	53
Tabla 6.5: Resultados frases de prueba método supervisado _____	55
Tabla 7.1: Resultado película Destino Final 1 método automático _____	65
Tabla 7.2: Resultado película Destino Final 3 método automático _____	66
Tabla 7.3: Resultado Serie Heavy Rescue método automático _____	67
Tabla 7.4: Resultados película Destino Final 1 supervisado _____	71
Tabla 7.5: Resultados película Destino Final 3 supervisada _____	73
Tabla 7.6: Resultados serie Heavy Rescue supervisado _____	75

1 INTRODUCCIÓN

Analizar los sentimientos para el reconocimiento de situaciones de urgencia en base a comunicación verbal, se refiere al proceso de identificar y categorizar computacionalmente las conversaciones y opiniones que se emiten a través de la voz, permitiendo determinar si el sentimiento de una persona en un evento de accidentabilidad posee una polaridad positiva, negativa e incluso neutral.

Las opiniones expresadas y sus conceptos relacionados con los sentimiento, juicios y emociones se han convertido recientemente en un tema de estudio e investigación tanto en áreas académicas como industriales (Belli & Íñiguez, 2008). En particular, el inicio de estos estudios y su rápido crecimiento, han desarrollado avances y posibilidades que permiten interpretar y clasificar los textos con nuevas técnicas y conocimientos, otorgando resultados más seguros y fidedignos en cuanto al Análisis de Sentimientos (Seki, 2021).

Muchos de los estudios en la literatura han adoptado enfoques de aprendizaje automático para resolver tareas de análisis de sentimientos, dado que el rendimiento de los algoritmos de aprendizaje supervisado depende en gran medida de las representaciones en la comunicación y las opiniones que se pueden transmitir dentro de una conversación natural (Birjali, Kasri, & Beni-Hssane, 2021).

Dentro del campo que abarca y beneficia el desarrollar esta investigación incluye toda industria que busque interpretar el sentimiento que se está comunicando un mensaje o el estado en que se está desarrollando una determinada operación, identificando una polaridad en su comunicación negativa, positiva o neutral.

Esta tesis a realizar tiene como objetivo desarrollar una metodología predictora de eventos de accidentabilidad en base a análisis de sentimientos utilizando la Inteligencia Artificial en donde los resultados de esta investigación podrán reconocer situaciones previas a un accidente, como también podría cambiar algunas tendencias negativas del lenguaje que se pueden observar en ambientes operacionales, ya que las emociones positivas podrían deshacer los efectos cardiovasculares de las emociones negativas

dando paso a contribuir con la necesidad de humanizar el trabajo realizado diariamente (L, Jentsch, & T. Wolf, 2020).

1.1 HIPOTESIS DE INVESTIGACIÓN

A través de los textos transcritos desde audios previo a accidentes es posible detectar la predominancia de sentimientos con polaridad negativa.

1.2 JUSTIFICACIÓN

El libro denominado Inteligencia Emocional de Daniel Goleman en 1946 ha revolucionado las ideas respecto a la comunicación, Harvard Business Review ha llegado a calificar a la inteligencia emocional como un concepto revolucionario, el autor hace referencia al conflicto entre la razón y los sentimientos, en donde describe a la amígdala como centro neutral de las emociones. En su libro desarrolla el concepto de secuestro emocional, la que se da cuando la amígdala coge la iniciativa de la respuesta cerebral ante el estímulo. En el caso de emociones fuertes y debido a la conexión existente entre el tálamo y la amígdala, esta puede utilizar todos los recursos del cerebro para emitir una respuesta urgente, incluso antes de tener conciencia de lo que está haciendo (Goleman, 1946).

Una persona que carece de control sobre sus emociones negativas podría ser víctima de un arrebató emocional que le impida concentrarse, recordar, aprender y tomar decisiones con claridad, por lo tanto, en un entorno laboral en el que se establece un estado de conversaciones con exceso de polaridad negativas existe un mayor nivel de riesgo a producirse un accidente, por otro lado, de igual forma la eficiencia, satisfacción y la productividad de las empresas también están siendo condicionadas. (Goleman, 1946).

2 OBJETIVOS.

2.1 Objetivo General

- Desarrollar una metodología predictora de eventos de accidentabilidad en base a sentimientos, utilizando Inteligencia Artificial.

2.2 Objetivos Específicos

- Definir variables y técnicas relevantes que incidan en identificar sentimientos previos a un accidente.
- Aplicar programas que utilizan la inteligencia artificial para la extracción y caracterización de patrones relevantes que identifiquen y clasifiquen sentimientos.

3 ALCANCES

- No se pretende incluir estrategias para mejorar el rendimiento de modelos o la implementación de nuevos modelos que no hayan sido utilizados en trabajos previos
- Se recolectarán las frases de audios independientemente del contexto previos a un accidente.
- El estudio está enfocado al estado emocional de quienes participan en los registros de audios, utilizando herramientas de clasificación de Análisis De Sentimientos.
- No se analizarán o estudiarán solamente audios de alguna operación particular, sino de diferentes áreas en donde se presenten accidentes.

4 METODOLOGÍA

1. Se recopiló una base de datos de 136 frases de audios previos a un accidente, buscando videos y/o audios de películas como Destino Final 1, Destino Final 3 y de la serie Heavy Rescue.
2. Extrajeron pequeños fragmentos significativos de audio utilizando el software Audacity, a partir de archivos de audio mp3 modificando los audios para limpiar la voz de la base de datos, eliminando los ruidos de fondo y sonidos que nos puedan interferir en su transcripción.
3. Posteriormente de extraer los archivos en formato mp3 de Audacity se traspasaron los audios a texto mediante el servicio de Google Cloud API Speech-to-Text el cual utiliza las redes neuronales para transcribir los audios a texto.
4. Utilizando lenguaje de programación Python se analizaron los sentimientos mediante las técnicas supervisadas que se encuentran en la literatura generando puntuación de sentimiento entre 0 y 1, para la clasificación del sentimiento positivo, negativo o neutral del texto ingresado al algoritmo.
5. Mediante la herramienta de la API de Text Analytics de Microsoft Azure se utilizaron los algoritmos de clasificación de aprendizaje no supervisado o automático clasificando el texto con sentimiento positivo, negativo o neutral.
6. Utilizando software Power Bi, se conectó con las herramientas de Microsoft Azure para visualizar los resultados de la clasificación de análisis de sentimiento.
7. Se realizó una prueba de las técnicas no supervisadas y supervisadas analizando el funcionamiento de la herramienta.
8. Aplicaron las técnicas a la investigación se respondió a la hipótesis, la cual consiste en detectar la predominancia de sentimiento con polaridad negativa en las conversaciones previas a un accidente

5 MARCO TEORICO

EL análisis de sentimientos intenta identificar y analizar opiniones y emociones a partir de oraciones que proporcionan una clasificación del texto.

La capacidad de analizar y medir el sentimiento previo a un accidente expresado en comentarios textuales, puede ser un elemento de evaluación interesante que pueda orientar no solamente a accidentabilidad sino también aplicar a dinámicas empresariales, áreas de marketing, en donde la clasificación automática de textos en categorías predefinidas ha sido testigo de un creciente interés en los últimos años (Koong Lin, y otros, 2020) .

En la revisión bibliográfica se proporcionará una definición formal de análisis de sentimiento, además de una taxonomía de los enfoques existentes en la literatura y los trabajos relacionados a partir de una revisión general de los métodos de clasificación por análisis de sentimientos.

El análisis de sentimientos se centró en dos aspectos distintos pero fundamentales del proceso: la selección de características y los enfoques de clasificación, principalmente desde una perspectiva de aprendizaje automático.

De la revisión en la literatura se basa principalmente en técnicas supervisadas junto con métodos de procesamiento del lenguaje natural. Existe una carencia evidente en experimentar métodos totalmente no supervisados basándose en el aprendizaje automáticos, principal problema al detectar un análisis de sentimientos. (Hausaina, y otros, 2021)

Esta tesis además de desarrollar una metodología predictora de eventos intenta llenar parcialmente este vacío experimentando la aplicación técnica automática aplicando redes neuronales para su desarrollo en la detección de una polaridad negativa en las conversaciones previas a accidentes.

5.1 Sistema vocal humano.

Para conocer las características del sonido que emitimos al hablar es necesario conocer el sistema vocal humano, este está conformado por el tracto y las cuerdas vocales, las cuerdas vocales son un par de membranas capaces de oscilar modulando el flujo de aire proveniente de los pulmones, más detalladamente son dos membranas de forma cónica constituidas de tejido mucoso y elástico. En su posición de reposo las cuerdas se encuentran alejadas, deben acercarse para que la fonación sea posible. La apertura o cierre de la glotis, responsable del comienzo o finalización de las vocalizaciones, se produce gracias a los músculos cricoaritenoides (laterales y mediales) que se encargan de mover lateral o medialmente los cartílagos que sostienen las membranas. El tracto vocal está formado por la cavidad laríngea, la faringe, la cavidad oral y la nasal. Como se observa en la figura N°1, el tracto contiene articuladores que le permiten variar notablemente su configuración. Estos son mandibulares, labios, parte blanda del paladar (velo) y lengua. Por ejemplo, subiendo el velo se bloquea la entrada de aire a la cavidad nasal restringiendo el tracto a un número menor de cavidades, o redondeando y estirando los labios podemos aumentar su longitud (Assaneo, 2014).

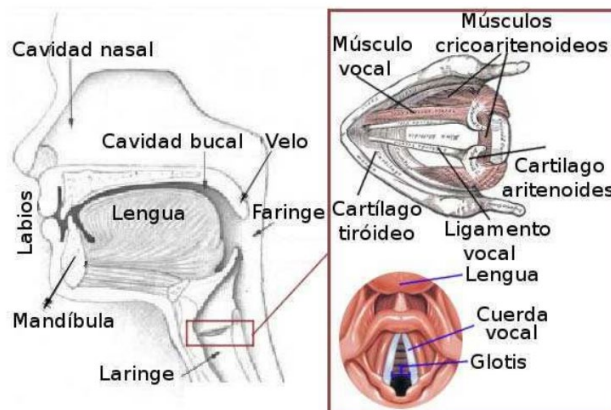


Figura 5.1: Anatomía del sistema vocal humano (Assaneo, 2014).

El aparato fonador es un todo homogéneo e inseparable, por lo cual cualquier alteración o modificación en alguna de sus partes determinará una modificación o alteración en las demás. Cualquier tensión muscular excesiva en cualquiera de ellas provocará problemas en la emisión de la voz y alteraciones a largo o corto plazo en la laringe por tal razón,

dependiendo de la persona que este emitiendo sonido, puede controlar conscientemente la intensidad dependiendo de la fuerza de espiración que se ejerza (Assaneo, 2014). Como se aprecia en la tabla 5.1 se puede observar la gama de intensidad del sonido está determinado según diferencias fisiológicas del ser humano.

Tabla 5.1

Frecuencia de voces humanas

Frecuencia	Hombres	Mujeres
20-29	120	227
30-39	112	214
40-49	107	214
50-59	118	214
60-69	112	209
70-79	132	206
80-89	146	197

Fuente: Elements of human voice. (Julian Chen, 2016)

5.2 Frecuencia del lenguaje

Respecto a la frecuencia, los sonidos más importantes están en el rango entre 250 a 6000 Hz. El habla incluye una mezcla entre sonidos de alta y baja frecuencia. Vocales como una “o” corta en la palabra “hot” tienen bajas frecuencias (250 a 1000 Hz) y son generalmente fáciles de escuchar. Consonantes como “s”, “h” y “f”, tienen más altas frecuencias (1500-6000 Hz) y son más difíciles de escuchar. Las consonantes transmiten la mayor parte del significado de lo que se dice (Chen, 2016).

El habla humana ronda en su mayoría desde los 300 Hz hasta los 3500 Hz, con la mayoría del habla debajo de los 1000 Hz, Incluso los oídos humanos más perfectos y sin daños,

solo pueden detectar un pequeño rango de sonidos posibles, aproximadamente desde 20 a 20 kHz (Chen, 2016).

5.3 Términos y definiciones

Para obtener una definición formal de “Análisis de Sentimientos”, primero consideremos la definición de una sola palabra: sentimiento. Del vocabulario de Cambridge podemos leer que sentimiento se define como: “*Disposición emocional que una persona tiene hacia una cosa, un hecho u otra persona*”. De esta definición se desprende claramente que un sentimiento esta estrictamente relacionado con la subjetividad emocional de la persona. Se define más formalmente la subjetividad de una oración como “*El conjunto de todos los elementos que describen el estado emocional del autor*”. Se pueden considerar pistas típicas de subjetividad: suposiciones, creencias, pensamientos, experiencias y también opiniones. En resumen, podemos decir que un sentimiento relacionado con un texto puede definirse como el conjunto de expresiones subjetivas.

5.4 Análisis de sentimientos en voz

La voz es una de las herramientas de comunicación más importantes para el ser humano y a través de ella no solo podemos conocer el mensaje, sino también la intención, el tono y las emociones con las que se expresa ese mensaje. Como ya expuso Darwin en su obra *La Expresión de las emociones en el hombre y en los animales* (1872), las emociones también afectan al habla. Darwin estudiaba su influencia en el lenguaje y el comportamiento de los animales, pero gracias a investigaciones posteriores también se han estudiado las emociones en la voz humana. Se ha descubierto que algunos componentes del habla como la frecuencia, duración, velocidad, intensidad o las irregularidades de la voz se pueden utilizar para expresar emociones y también para detectarlas. Según (Mariscal, 2012): La alegría se manifiesta en un incremento en el tono medio y en su rango, así como un incremento en la velocidad de locución y en la intensidad. El habla triste exhibe un tono medio más bajo que el normal, un estrecho rango y una velocidad de locución lenta. El enfado se caracteriza por un tono medio alto (229 Hz), un amplio rango de tono y una velocidad de locución rápida (190 palabras por minuto), con un 32% de pausas. La sorpresa se caracteriza por un tono medio mayor que

la voz normal, una velocidad igual a la normal y un rango amplio. El miedo se caracteriza por un tono medio más elevado que la voz neutral (254 Hz), un rango mayor, un gran número de cambios en la curva de tono y una velocidad de locución rápida (202 palabras por minuto). El asco es la emoción que más difícilmente se puede 45 caracterizar, según los estudios realizados al respecto, aunque en la mayoría de los casos suele presentar un tono medio más alto que la voz neutral y una velocidad de locución más lenta. Se han realizado numerosos estudios e investigaciones sobre la detección de emociones en la voz, utilizando diferentes formatos y herramientas. Algunos de estos estudios se basan en la información acústica, la información léxica o la discursiva. Otros, combinan la información de los tres (Lee & S.S, 2005). Estos autores comprobaron que pueden obtenerse mejores resultados en el análisis de emociones a través de diálogos hablados si se combina la información acústica y el lenguaje.

5.5 Análisis de sentimiento facial

En su obra, *Unmasking the face*, (Ekman & Friesen, 2003) describieron las características esenciales y expresiones faciales que implican las seis emociones básicas. La tristeza es un sentimiento pasivo, una emoción negativa que puede permanecer desde minutos hasta días. Cuando la tristeza se refleja en el rostro, las esquinas internas de las cejas se levantan, el párpado inferior puede aparecer elevado y las esquinas de los labios se deslizan hacia abajo. Sin embargo, la felicidad es una emoción positiva que puede experimentarse de diferente forma y con distinta intensidad. Aunque expresiones faciales como la sonrisa han sido siempre asociados con la felicidad, lo cierto es que una persona puede sonreír y no estar feliz. Las características faciales típicas de la felicidad son por ejemplo los pliegues labiales, la elevación de las mejillas o el brillo en los ojos. La sorpresa es una emoción breve que provoca la elevación de cejas, los ojos se abren un poco más y los labios se separan tras la apertura de la mandíbula. El miedo es una experiencia terrible. Cuando una persona lo experimenta, se refleja en el rostro de la siguiente forma: las cejas se levantan y se juntan, se forman arrugas horizontales en la frente, los ojos normalmente están abiertos con el párpado superior elevado y el inferior tensado. El disgusto o asco es una experiencia desagradable. Podemos detectar el asco en las expresiones faciales cuando el labio superior se eleva, la nariz se arruga, los

párpados inferiores se empujan hacia arriba y las cejas caen. Por su parte, la ira o enfado es una de las emociones más peligrosas porque puede desencadenar acciones malintencionadas. Aunque no siempre es fácil de identificar, manifiesta cambios en las tres áreas del rostro. En la ira, las cejas bajan y se juntan, los párpados se tensan y los labios pueden tensarse o separarse según la persona que experimenta esta emoción (Ekman & Friesen, 2003). Los diferentes patrones en las expresiones faciales para cada emoción y el trabajo a tiempo real son clave para realizar el análisis emocional en la relación hombre-ordenador. Aunque Ekman y Friesen sentaron las bases de dichos patrones faciales, cada herramienta o método puede adaptarlos o establecer sus propios parámetros. En cuanto a las técnicas de análisis, encontramos diferentes investigaciones que aplican técnicas avanzadas de vídeo o procedimientos como el EMG o Electromiografía. (Hernández, y otros, 2019)

5.6 Análisis de sentimiento en el texto

El análisis de texto es un proceso que permite a las máquinas y programas extraer y clasificar información del texto automáticamente. Esto es posible gracias al aprendizaje automático y al uso de diferentes tags o etiquetas para cada tema o categoría. Usando este sistema clasificatorio, los algoritmos aprenden a analizar, comprender y extraer información del significado del texto. Para que los algoritmos aprendan necesitan ejemplos de texto que puedan comparar, hacer asociaciones o predicciones. (Birjali, y otros, 2021)

En el análisis de texto automático se utilizan algunas técnicas de procesamiento del lenguaje natural, conocido como PNL. Estas técnicas son el proceso de segmentar una secuencia de símbolos ortográficos en símbolos elementales o tokens, que serán utilizados en el análisis como unidades básicas. Por ejemplo, en una oración podemos extraer las palabras como tokens y descartar espacios en blanco y símbolos.

Cuando los tokens han sido extraídos del texto, es hora de clasificarlos. *Part-of-speech tagging* es el proceso encargado de asignarles una categoría gramatical a esos tokens y clasificarlos como verbos, sustantivos, adjetivos, etc. Este etiquetado es un paso importante porque permite conocer la estructura lingüística y ciertos patrones en el texto (Cutting, y otros, 1992). Por último, se aplica la técnica Parsing, encargada de crear

representaciones de los textos más complejas y determinar su estructura sintáctica a través del uso de la gramática de dependencias (Dependency Parsing) o gramática de circunscripción (Constituency Parsing). A través del Dependency Parsing, se analiza la conexión entre palabras de una misma oración. Con el uso del Constituency Parsing, el texto se divide en subfrases y se utilizan nodos abstractos asociados a palabras y categorías como se observa en la figura 5.2.

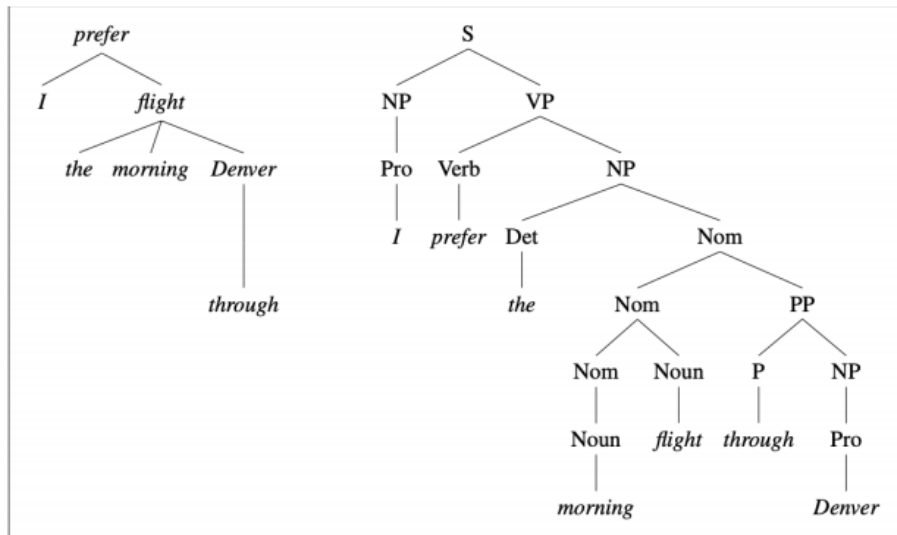


Figura 5.2: comparación del modelo Dependency y Constituency Parsing para la frase "prefer the morning flight through Denver". (Cutting, y otros, 1992)

Cuando los datos están preparados, se realiza el análisis de texto y su clasificación o categorización. En este paso se asignan un conjunto de categorías al texto y de forma automática se puede organizar y estructurar todos los clasificadores previamente extraídos. Una de las clasificaciones que podemos realizar gracias al análisis de texto es el Análisis de Sentimiento.

El Análisis de Sentimiento, es un campo dentro del procesamiento del lenguaje natural que nos ayuda a extraer e identificar opiniones y sentimientos en el texto. Gracias a esta técnica podemos clasificar oraciones y textos como positivos, negativos o neutros.

Para implementar el análisis de sentimiento, es necesario utilizar sistemas de detección basados en léxicos como los empleados en esta tesis con la técnica supervisada (discurso, listas de palabras, léxicos u ontologías) y/o sistemas de aprendizaje

automático, los cuales utilizan algoritmos basados en características lingüísticas. Dentro de los sistemas de léxico, encontramos varios enfoques (Cutting, Kupiec, Pedersen, & Sibun, 1992):

- a) los basados en palabras clave que se utilizan como términos para clasificar el texto;
- b) los ontológicos, que se basan en conceptos y su interacción.
- c) los de enfoque estadístico, que analizan las relaciones entre documentos y términos para establecer patrones.

Por su parte, el sistema de detección de emociones basado en métodos automáticos utiliza técnicas de aprendizaje automático que otorgan etiquetas a diferentes partes del texto para comprender el lenguaje en su conjunto y a través de un clasificador, establecen las categorías correspondientes. Para que este clasificador funcione, el primer paso es transformar el texto en una representación numérica o vector, cuyos componentes representan la frecuencia de una palabra o expresión en un diccionario (Liu, 2012).

El segundo paso es utilizar algoritmos de clasificación que incluyen modelos estadísticos como los modelos que se identificaran en el siguiente capítulo.

5.7 Desarrollo de la computación afectiva

Las emociones son cruciales en la vida del ser humano y también juegan un papel muy importante en su interacción con el ordenador o las máquinas. Las emociones provocan procesos físicos y cognitivos que desencadenan respuestas de nuestro cuerpo ante diferentes situaciones y esto afecta directamente a la forma en la que interactuamos con la tecnología (Dix, 2009). En los últimos años, el estudio de la psicología de la emoción se ha incrementado de forma importante para el desarrollo tecnológico, para su aplicación en videojuegos, el desarrollo de aplicaciones de realidad virtual y también para mejorar la comprensión del estado emocional del usuario. (Aman Yllah, y otros, 2020). Desde la aparición y desarrollo de la interacción persona-ordenador (IPO), muchos autores han formulado y adaptado sus propias teorías. En el año 2000, esta investigadora del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT), compartió las líneas más importantes de su trabajo a través de su libro *Affective Computing*, abriendo al mundo el estudio y desarrollo de

tecnología para reconocer e interpretar emociones humanas y generar emociones sintéticas. Un estudio que engloba tecnología, ciencia y psicología. Una de las aplicaciones actuales de la Computación Afectiva es la detección y análisis de emociones gracias a aplicaciones y tecnología de reconocimiento de voz, reconocimiento facial o a través del análisis de texto. Las personas expresamos sentimientos a través de palabras, gestos, micro expresiones, el habla y otras señales fisiológicas, y es precisamente la tecnología relacionada con la computación afectiva la encargada de capturar y modelar la información sobre ese afecto y la expresión del mismo (Tao & Tan, 2005) Hasta ahora, las máquinas no pueden reconocer las emociones sin la ayuda del software adecuado, de ahí la importancia de construir la tecnología capaz de reconocer patrones para cada emoción o expresión manifestada.

5.8 Técnicas de selección de características

Seleccionar características relevantes y decir como codificarlas para un método de aprendizaje puede tener un impacto enorme en la capacidad del método de aprendizaje para extraer un buen modelo. Gran parte del trabajo en la construcción de un clasificador consiste en decidir qué características pueden ser relevantes y como poder representarlo. Aunque a menudo es posible obtener un rendimiento decente mediante el uso de un conjunto de características bastante simples y obvio, generalmente se puede obtener ganancias significativas al usar características cuidadosamente construidas basada en una comprensión profunda de la tarea en cuestión. Sin embargo, generalmente hay límites en la cantidad de funciones que se debe usar con un algoritmo de aprendizaje, dado que, si proporciona demasiadas funciones, entonces el algoritmo tendrá mayor probabilidad de depender de la singularidad de sus datos de entrenamiento no generalizándose bien para nuevos ejemplos.

En los trabajos de (Pang, 2004) y (Pang, 2002) se ha propuesto un enfoque supervisado para seleccionar características, comenzando por comparar diferentes técnicas de aprendizaje autónomo (Naive Bayes, Máxima Entropía, SVM) y considerando diferentes tipos de características de los modelos de entradas.

En la actividad investigadora realizada en los últimos años se desarrollaron diferentes tipos de características para el aprendizaje aplicando análisis de sentimiento

supervisado. En la siguiente sección se presentarán algunas de las técnicas de clasificación más comunes utilizando modelos supervisados adoptados específicamente para la clasificación de texto. Algunas referencias en la literatura se encuentran:

5.8.1 Término y su frecuencia.

Estas características se basan en palabras sueltas o asociadas comparando la frecuencia de las palabras en el documento o texto. Técnicas basadas en TF-IDF (frecuencia inversa del documento) se pueden aplicar, por ejemplo, cuando el modelo también se basa en la frecuencia de análisis de palabras.

5.8.2 Función frecuencia inversa del documento.

Es una función utilizada en la recuperación de información para medir la importancia de un término con respecto a un documento o una colección de documentos. Esta función aumenta el número de veces que el término está contenido en el documento.

5.8.3 Parte del discurso.

Los componentes y partes, de un discurso de cada palabra, resultan ser también realmente importante en la tarea de análisis de sentimientos. Las palabras iguales y que juegan un papel importante en el texto, pueden tratarse y tomarse en cuenta de manera diferente. Por ejemplo, se demuestra que los adjetivos son indicadores fundamentales de las opiniones expresadas. Por tanto, algunos investigadores han tratado los adjetivos como características esenciales

5.8.4 Palabras de oración y opinión.

Las palabras que expresa una opinión son aquellas que en un idioma se utilizan para expresar directamente sentimientos positivos y negativos. Por ejemplo, un adjetivo como bien, maravilloso, fantástico, se utilizan para expresar positividad, en lugar de palabras como malo, terrible, pobre, que expresan negatividad. Aunque todas las partes de un documento pueden ser importantes, está demostrado que las personas usan adjetivos para expresar sus sentimientos y opiniones. Los modelos basados solo en adjetivos para la creación de características han logrado buenos resultados en promedio. En (Pang, 2002) se ha logrado una precisión de 82.8% en la clasificación de textos de reseñas de películas, utilizando un modelo basado solo en la utilización de adjetivos. Los adverbios tomados individualmente generalmente no expresan sentimientos, pero si se usan junto

con adjetivos, pueden asumir un papel fundamental para determinar la polaridad de la oración (Benamara, y otros, 2020). Otras palabras sueltas o modismo también pueden usarse a menudo para expresar una opinión, modismos (refranes o estilos de escritura en particular) por ejemplo “Es mejor si ese actor no abriera la boca”.

5.8.5 Cambiadores de polaridad.

Hay expresiones que se utilizan para cambiar completamente la polaridad de la oración, de positiva a negativa o viceversa. Las negaciones son la clase más importante de modificaciones. Por ejemplo, la oración “No me gusta esta cámara” es negativo, también existe el término “me gusta esta cámara” eso por si solo es un marcador positivo. Este tipo de frases deben ser tratadas con mucha atención porque no todo el tiempo se utilizan negaciones para cambiar de opinión. Manejar negaciones representa una limitación del Análisis de Sentimiento, deriva directamente de la complejidad del lenguaje de los escritos.

5.8.6 Basado en léxico.

Muchas técnicas de clasificación se basan en un conjunto de palabras que expresan directamente una opinión o una polaridad. también hay frases o modismos que a su vez expresan implícitamente opiniones dentro de un texto en particular. Estas frases y modismos constituyen un llamado léxico de opinión. De la literatura se desprende que se utilizan tres métodos principales para identificar y construir un conjunto de palabras que expresan una opinión: el primero es un método manual, en el que un experto debe etiquetar manualmente cada palabra. Este método suele ir acompañado de algunas técnicas automatizadas que permiten la creación de enfoque híbrido.

5.9 Enfoques de clasificación

5.9.1 Basado en diccionario.

Este enfoque se basas en la actividad de construir un pequeño conjunto de palabras (organizadas típicamente en una estructura jerárquica) con un valor de polaridad asociado. Este conjunto se puede aumentar utilizando datos proporcionados por un servicio web para buscar sinónimos y antónimos de palabras contenidas en un conjunto base. Algunas posibles limitaciones de este enfoque se establecen a partir del hecho de

que no se tiene en cuenta el contexto en el que se utiliza las palabras. Además, también es posible encontrar palabras sin polaridad.

5.9.2 Basado en corpus

Este enfoque es capaz de resolver problemas previos relacionados con la búsqueda de palabras que expresen opiniones dentro de un contexto específico.

Este método se basa en modelos y patrones sintácticos recurrentes, que se utilizan dentro del corpus de grandes dimensiones para enumerar palabras que expresan cierta polaridad. Por ejemplo, es intuitivo imaginar que adjetivos unidos por la conjunción “y (e)” anteriormente expresan polaridades similares. Por lo tanto, conociendo la polaridad de un adjetivo es posible buscar un nuevo adjetivo (y atribuirle la misma polaridad) si ese nuevo adjetivo cumple con el patrón sintáctico simple de estar en conjunción “y” con el adjetivo conocido.

5.9.3 Basado en semántica.

El enfoque semántico define polaridad en función de proximidad de dos palabras, asigna la misma polaridad a las palabras que están semánticamente “cercanas”. El conjunto de términos contenidos en algunas librerías de Python solo proporciona alguna relación semántica entre palabras y pueden usarse como referencia para encontrar esta relación de “proximidad”. El primer paso del proceso es contar el número de sinónimos positivos y negativos de una sola palabra y etiquetar esa palabra usando la polaridad del contador más alto. Este tipo de enfoque se utiliza en muchas aplicaciones para construir modelo semántico utilizado, por ejemplo, para describir verbos, sustantivos y adjetivos que se utilizaran para la clasificación de textos a futuro.

5.10 Enfoque de aprendizaje automático

Los métodos de clasificación de texto, basados en Machine Learning, pueden dividirse aproximadamente en dos grupos: Los llamados métodos supervisados y los métodos no supervisados. Los métodos supervisados adoptan un uso extensivo de datos y documentos en general, que han sido previamente etiquetados, comúnmente a mano. En cambio, los métodos no supervisados se utilizan en aquellos casos en los que es difícil obtener documentos ya clasificados. En este caso es posible encontrar en la literatura

varios tipos de clasificadores propuestos. En este párrafo daremos una breve recisión de los clasificadores más adoptados.

5.10.1 Clasificador Naive Bayes

El clasificador de Bayes es uno de los más usados y simples adoptadas en la literatura, capaz de estimar una probabilidad de una clase, dada la distribución de palabras en un documento. Mas concretamente, este modelo trabaja con un enfoque basado en una organización de datos en una bolsa de palabras (BOW) donde no se tiene en cuenta la posición de una palabra o la gramática. El clasificador usó el teorema de Bayes para predecir la probabilidad de que un conjunto de características pertenezca a una clase específica (etiqueta). Esa probabilidad se define como:

$$P(\text{etiqueta}/\text{características}) = [P(\text{etiqueta}) * P(\text{características} / \text{etiqueta})] / P(\text{características})$$

Donde $P(\text{etiqueta})$ es la probabilidad de una sola etiqueta, o también la probabilidad de que un conjunto de características se le asigne una etiqueta de manera aleatoria. $P(\text{características} / \text{etiqueta})$ es la probabilidad previa de que un conjunto de características se le asigne una etiqueta predeterminada. $P(\text{características})$ es la probabilidad previa de un conjunto dado de características. El supuesto del clasificador de Naive Bayes consiste en el hecho de que todos los atributos, que describen una determinada instancia, son condicionales independiente entre ellos dada la categoría a la que pertenece – traducido en nuestro caso de análisis textual, las palabras que componen un comentario son independientes entre ellos. En realidad, de todas formas, las palabras que aparecen en un texto están estrechamente relacionadas.

Por ejemplo, considerando la siguiente oración:

Tu trabajo **no** es malo. Esta oración expresa un claro mensaje positivo, sin embargo, está compuesta por indicadores que generalmente son negativos (no / malo) y que el clasificador de Naive Bayes podría interpretar como marcadores de un mensaje negativo. La ausencia de un enfoque más semántico aquí representa una de las principales limitaciones del clasificador NB en el campo del análisis de sentimientos.

5.10.2 Clasificador de máxima entropía.

El clasificador de máxima entropía es un clasificador discriminativo ampliamente utilizado en procesamiento natural del lenguaje y particularmente adoptado para resolver problemas de clasificación de textos, como detección de lenguaje con análisis de sentimientos. El algoritmo de Máxima Entropía según (Dwivedi & Pant, 2019) se basa en el conjunto de entrenamiento, entre todos los modelos probados. Recordando el teorema de Bayes. El clasificador de máxima entropía se usa cuando no hay información sobre una distribución previa de datos y no es posible hacer suposiciones sobre esa distribución. A diferencia del clasificador Naive Bayes, el clasificador Máxima Entropía no usa la hipótesis de variables dependientes, esa es la verdadera naturaleza del lenguaje natural donde las variables son palabras que no son independientes.

En este caso si la cantidad de información extraída de un mensaje aumenta, aumenta también su incertidumbre. Cuanto mayor es el conocimiento del mensaje producido por la fuente, menor es la incertidumbre como también la entropía de información.

Pendientes porque están sujetos por reglas gramaticales; además; en contraste con el modelo Naive Bayes, este enfoque requiere un tiempo de entrenamiento costoso, pero produce resultados más confiables.

Se considera a continuación un ejemplo sobre el que se basa este clasificador. Supongamos que queremos determinar la forma gramatical de la palabra **amar**. Esta palabra puede asumir de las siguientes formas:

Sustantivo: “**Amar**, es una necesidad humana innata”.

Verbo: “Muchas personas suelen **amar** los idiomas de otros países”

Para construir asignar la palabra amar es importante considerar un modelo que valide las características anteriormente mencionadas, para ello:

$P(\text{sustantivo}) = 1, p(\text{verbo}) = 0$

$P(\text{verbo}) = 1, p(\text{sustantivo}) = 0$

$P(\text{sustantivo}) = p(\text{verbo}) = 0$

Analizando el conjunto de información supongamos que tenemos nueva información, como, por ejemplo, cada vez que la palabra amar va procedido de una cierta palabra es verbo. Este suceso, cambiaria las probabilidades, reduciendo significativamente el número de modelos. El objetivo del algoritmo Máxima Entropía determina el modelo aumentando la información de la base de datos que se tiene y también el conocimiento (maximizando la entropía).

5.10.3 Máquina de vectores de soporte

El SVM (máquina de vectores de soporte) clasificador se basa en el principio de encontrar algunos separadores lineales dentro de un espacio de búsqueda, que pueden dividir mejor los datos que pertenecen a diferentes clases. En la figura 5.3, se muestran dos clases diferentes (identificadas por cuadrados y círculos) y varios hiperplanos. En el ejemplo, el hiperplano que separe de forma correcta y proporcione la mejor separación entre las clases permite clasificar categorías y palabras en diferentes clases (Wanga & Zhaoa, 2019).

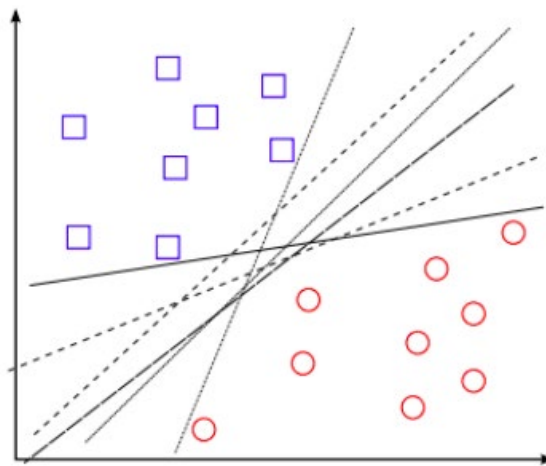


Figura 5.3: Ejemplo de separación lineal entre dos clases por SVM (Wanga & Zhaoa, 2019).

Los datos textuales, como en nuestro caso, son datos ideales para clasificar con SVM, porque en la naturaleza de un texto, en el que solo algunas características no son útiles, tienden a estar correlacionadas y en general se organizan de forma lineal.

5.10.4 Redes neuronales artificiales

Entre los enfoques supervisados y/o no supervisados también hay métodos de clasificación basados en redes neuronales artificiales. Una red neuronal consta de diferentes unidades computacionales llamadas neuronas. La entrada para las neuronas es, en el caso de análisis de texto un vector con frecuencias de palabras (Liao, y otros, 2021).

Algunos investigadores compararon SVM con algunas redes neuronales y han demostrado que las redes neuronales logran una mayor precisión, sobre todo cuando los datos no están equilibrados. Además, las redes neuronales se pueden utilizar también con enfoque no supervisado sin datos etiquetados (Liao, y otros, 2021).

En este trabajo, la solución a la propuesta para el Análisis de Sentimientos se basará en una comparación entre el método supervisado con un modelo no supervisado basado en redes neuronales, es decir, modelos que extraen automáticamente características de un conjunto de datos y luego usan solo un subconjunto de datos etiquetados para mejorar el rendimiento de la clasificación.

5.11 Limitaciones Actuales.

Como hemos visto hasta el momento, muchos problemas son evidentes en las tareas de Análisis de sentimientos. En primer lugar, debemos considerar la complejidad del lenguaje humano (tanto escrito como hablado). De hecho, sería demasiado ingenuo simplificar demasiado el lenguaje pensando que un sentimiento siempre pueda ser examinado con precisión por una máquina o algoritmo. Principalmente hay cuatro principales factores que actualmente pueden hacer que el análisis de sentimientos sea una tarea compleja:

5.11.1 Contexto.

Una palabra de sentimiento positivo o negativo tiene una connotación opuesta según el contexto.

5.11.2 Ambigüedad de sentimientos.

Una oración con palabras positivas o palabras negativas no necesariamente expresa ningún sentimiento. Del mismo modo, las oraciones sin palabras de sentimiento también pueden expresar sentimientos.

5.11.3 Sarcasmo.

Una palabra de sentimiento positivo o negativo puede cambiar completamente su polaridad si existe sarcasmo en la oración

5.11.4 Léxico.

Una palabra puede cambiar el sentimiento y significado contemplando directamente las diferentes jergas y dialectos. Por ejemplo, en español la palabra “animal” puede utilizarse en su acepción más común de ser vivo o también para hablar de una persona con dos sentidos muy diferentes, “una persona con un comportamiento grosero” o “alguien que destaca por sus habilidades”. Este problema puede extenderse a palabras polisémicas como “cólera”, cuyo significado puede ser enfermedad o enfado. En este caso, ambas palabras tienen una connotación negativa pero no ocurre lo mismo en todos los casos.

También se pueden hacer una consideración básica relacionada con la complejidad de la clasificación de texto considerando que la precisión de una herramienta automática de análisis de sentimiento es simplemente el porcentaje de veces que el juicio humano está de acuerdo con el juicio de la herramienta. Dentro de los estudios considerados para este campo se concluyó que la tasa de concordancia entre las máquinas y los sentimientos humanos comprende entre el 70% y el 79%. El problema es que la herramienta no es perfecta, y para que sea perfecta y precisa al 100% es necesario extraer datos, con los que comúnmente las personas no están de acuerdo con entregar.

Para poder mejorar los resultados en los sistemas, considerando léxicos y reglas del lenguaje que dificultan la interpretación y el significado de las comunicaciones son de gran importancia los glosarios, diccionarios y manuales afectivos, se les denomina palabras de sentimiento, las cuales se utilizan como una bolsa de palabras empleadas para clasificar listas de palabras con expresiones positivas y negativas en donde cada información aporta a la polaridad del lenguaje a analizar.

5.12 Software Utilizados en la investigación

5.12.1 Audacity

Para realizar la segmentación del audio original se utilizará el software Audacity el cual permite cortar el audio en pequeños fragmentos, siendo una herramienta fácil de utilizar y con características que facilitan la limpieza del audio, además de tener varios formatos para importar y exportar los audios ya cortados.

5.12.2 Google Cloud

Teniendo los segmentos de audio se procede a traspasar los fragmentos de audio a texto, para este procedimiento se escogió la herramienta de Google Cloud Speech-to-Text, el cual, aplica algoritmos de la red neuronal de aprendizaje profundo para el reconocimiento de voz.

5.12.3 Python

Python es un lenguaje de programación que permite trabajar rápidamente e integrar los sistemas eficazmente, utilizado para realizar el análisis supervisado en la investigación

5.12.4 Microsoft Azure

Microsoft Cognitive Services se utilizó para realizar el análisis no supervisado, permitiendo detectar las emociones en el texto mediante Text Analytics. Este sistema de análisis basado en aprendizaje automático que pueden trabajar el texto a nivel de oración o párrafo que utiliza técnicas de PNL para el análisis de texto

5.12.5 Power BI

Power BI se utiliza en la investigación para interactuar y conectar con la herramienta Text Analytics de Microsoft Azure, permitiendo además analizar y visualizar los resultados del estudio.

6 DESARROLLO DEL TEMA

En resumen, en este capítulo propondremos dos enfoques diferentes, supervisado y automático para resolver la hipótesis propuesta con su respectivo análisis de sentimiento.

En el aprendizaje supervisado, las etiquetas de clase en el conjunto de datos, que se utilizan para construir modelos de clasificación, son conocidas. Por el contrario, las tareas de aprendizaje no supervisado emplean técnicas para agrupar muestras no etiquetadas en función de ciertas medidas de similitud.

La técnica de aprendizaje supervisado se utilizan una pequeña cantidad de datos etiquetados. Por lo tanto, el aprendizaje supervisado (no contiene ningún dato de entrenamiento completamente etiquetado)

El análisis de sentimiento es utilizado para saber si un texto es positivo o negativo e incluso neutral, conociendo las emociones que se manifiestan en el lenguaje hablado. Esta rama del análisis de texto se realiza a través de diferentes herramientas y recursos como también distintos lenguajes de programación que nos permita extraer información y conocer la polaridad de las emociones presentes en un texto.

Dentro de las metodologías encontradas en el estado de arte de la literatura se describirán 2 métodos, utilizando técnica supervisada y no supervisada o automática.

Para la técnica supervisada se utilizará el lenguaje de programación Python el cual utiliza el NLP (Natural Language Processing), esta analiza la información de un texto e interpreta una polaridad positiva, negativa o neutral. El algoritmo completo utilizado se puede observar la figura 11.1 y 11.2.

6.1 Técnica supervisada

En esta sección se desarrollará la técnica supervisada detalladamente, mostrando paso a paso la metodología que se utilizará en la investigación, considerando los algoritmos y procedimientos necesarios para el buen desempeño de la técnica a aplicar.

6.1.1 Librerías ocupadas en el estudio

A continuación, en la figura 6.1 se mostrarán las librerías ocupadas en el estudio

```
import string
import collections
from collections import Counter
import matplotlib.pyplot as plt

from nltk.corpus import stopwords
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
```

Figura 6.1: Librerías aplicadas en la investigación

6.1.2 String.

Función cadena de Python, es una colección ordenada de caracteres que se utiliza para representar y almacenar la información basada en texto. Las cadenas se almacenan como caracteres individuales en una ubicación de memoria contigua.

6.1.3 Collections.

Las colecciones en Python son básicamente tipos de datos de contenedor, listas, conjuntos, tuplas, diccionario. Tienen diferentes características en función de la declaración y el uso.

6.1.4 NLTK (Natural Language Toolkit).

Es una suite que contiene bibliotecas y programas para el procesamiento estadístico del lenguaje, es una herramienta de PNL más poderosas, que contiene paquetes para hacer que el software comprendan el lenguaje humano utilizando inteligencia artificial.

6.1.5 Sentiment Analyzer.

Es una herramienta para implementar y facilitar las tareas de Análisis de sentimientos utilizando características y clasificadores NLTK, especialmente con fines didácticos y demostrativos.

6.2 Metodología técnica supervisada

Una vez instalado el lenguaje de programación Python y el entorno de desarrollo integrado PyCharm se procede a abrir un nuevo proyecto y archivo de texto, en el cual dentro del archivo se introduce el texto con el cual se realiza el análisis de sentimiento.

Aplicando el concepto de *Natural Language Processing* el primer paso comprende en limpiar las palabras que se ingresaron al archivo de texto como se presenta en la figura 6.2 y los pasos a seguir son:

- 1) Crear un texto en el archivo de texto para poder trabajar con él.
- 2) Convertir todas las letras en minúsculas.
- 3) Remover puntuaciones o signos que interfieran el lenguaje por ejemplo (., !?) etc.

Cuando se comparan las palabras en NLP una palabra como manzana con una A mayúscula, no es igual a la misma palabra en minúscula, por lo tanto, para comparar palabras debemos asegurarnos de que todo el texto que vamos a analizar este en minúscula.

```
text = open("read.txt",encoding="utf 8").read()
lower_case = text.lower()
cleaned_text = lower_case.translate(str.maketrans("", "", string.punctuation))
```

Figura 6.2: Proceso de abrir limpiar y convertir el texto en minúscula.

Posteriormente se divide el texto introducido en palabras independientes. Este proceso se conoce como tokenización en el procesamiento del lenguaje natural con la finalidad de analizar individualmente cada palabra como se observa en la figura 6.3.

```
# Using word_tokenize because it's faster than split()
tokenized_words = word_tokenize(cleaned_text, "english")
```

Figura 6.3: Tokenización de palabras.

También se eliminan las palabras que no agregan un significado o *stop words*, por ejemplo, los pronombres “Yo, tu, quien, cuyo etc”. Como se aprecia en la figura 6.4

```
tokenized_words = cleaned_text.split()
stop_words = ["i", "me", "my", "myself", "we", "our", "ours", "ourselves", "you", "your", "yours", "yourself",
"yourselves", "he", "him", "his", "himself", "she", "her", "hers", "herself", "it", "its", "itself",
"they", "them", "their", "theirs", "themselves", "what", "which", "who", "whom", "this", "that", "these",
"those", "am", "is", "are", "was", "were", "be", "been", "being", "have", "has", "had", "having", "do",
"does", "did", "doing", "a", "an", "the", "and", "but", "if", "or", "because", "as", "until", "while",
"of", "at", "by", "for", "with", "about", "against", "between", "into", "through", "during", "before",
"after", "above", "below", "to", "from", "up", "down", "in", "out", "on", "off", "over", "under", "again",
"further", "then", "once", "here", "there", "when", "where", "why", "how", "all", "any", "both", "each",
"few", "more", "most", "other", "some", "such", "no", "nor", "not", "only", "own", "same", "so", "than",
"too", "very", "s", "t", "can", "will", "just", "don", "should", "now"]
```

Figura 6.4: Aplicación de los stop words en python.

Los *stop words* ocupadas para este análisis se verán en la Tabla 6.1:

Tabla 6.1

<i>Stop words ocupadas en el estudio</i>				
i	her	those	if	after
me	hers	am	or	above
my	herself	is	because	then
myself	it	are	as	once
we	its	was	until	here
our	itself	were	while	there
ours	they	be	of	when
ourselves	them	been	at	where
you	their	being	by	why
your	theirs	have	for	how
youys	themselves	has	with	all
yourself	what	had	about	any
yourselves	which	having	against	both
he	who	do	between	each
him	whom	does	can	don
his	this	did	will	don't
himself	that	doing	just	do
she	these	a	some	than
an	into	few	such	too
the	through	more	no	very
and	during	most	nor	s
but	before	other	not	t
same	some	own	only	should

Al analizar los sentimientos que tenemos en nuestro archivo de texto es necesario etiquetar las palabras específicas del texto a una emoción como se observa en la Tabla N°3. Para que el algoritmo permita clasificar el texto, se extraen las palabras que contengan emoción en una lista diferente como se observa en la figura 6.5.

```
emotion_list = []
with open('emotions.txt', 'r') as file:
    for line in file:
        clear_line = line.replace("\n", '').replace(", ", '').replace("'", '').strip()
        word, emotion = clear_line.split(":")

        if word in final_words:
            emotion_list.append(emotion)
```

Figura 6.5: Algoritmo aplicado para extraer sentimientos

EL algoritmo está encargado de buscar si la palabra que está en la lista de palabras observadas en la tabla 6.2 se encuentra en el texto a analizar, esta palabra la extrae y la asocia a una emoción que la represente, formando una nueva lista llamada `emotion_list`.

Algoritmo NLP

- 1) Verificar si las palabras del texto a analizar se encuentran en la lista de palabras, para esto el algoritmo recorre cada línea del texto a analizar.
- 2) Si la palabra está presente, la extrae agregando una emoción a la lista de emociones llamada `emotion_list`
- 3) Finalmente cuentan las emociones encontradas en la lista de emociones.

Como se especificó anteriormente en el estado del arte, en el aprendizaje supervisado las etiquetas de clase que se utilizan para construir modelos de clasificación son conocidas.

En la tabla 6.2 se observan las palabras etiquetadas con su emoción correspondiente para el análisis:

Tabla 6.2

Emociones ocupadas en el estudio

Palabra	Etiqueta	Palabra	Etiqueta
victimized	cheated	lonely	alone
accused	cheated	lonesome	alone
acquitted	singled out	lost	lost
adorable	loved	loved	attached
adored	loved	low	sad
affected	attracted	lucky	happy
afflicted	sad	lugubrious	sad
aghast	fearful	macho	independent
agog	attracted	mad	angry
agonized	sad	melancholy	sad
alarmed	fearful	menaced	fearful
amused	happy	merry	happy
angry	angry	mirthful	happy
anguished	sad	misgiving	fearful
animated	happy	misunderstood	alone
annoyed	angry	moody	sad
anxious	attracted	moping	sad
apathetic	bored	motivated	attracted
appalled	angry	mournful	sad

appeased	singled out	needed	attracted
appreciated	esteemed	needy	codependent
apprehensive	fearful	nervous	fearful
approved of	loved	obligated	powerless
ardent	lustful	obsessed	obsessed
aroused	lustful	offended	angry
attached	attached	oppressed	sad
attracted	attracted	optionless	entitled
autonomous	independent	ordinary	average
awed	fearful	organized	adequate
bad	sad	worked up	angry
awkward	embarrassed	out of control	powerless
beaten down	powerless	out of sorts	sad
beatific	happy	outmaneuvered	entitled
belonging	attached	outraged	angry
bereaved	sad	overjoyed	happy
betrayed	cheated	overlooked	hated
bewildered	surprise	overwhelmed	powerless
bitter	angry	panicked	fearful
blissful	happy	passionate	lustful
blithe	happy	passive	apathetic
blocked	powerless	pathetic	sad

blue	sad	peaceful	safe
boiling	angry	pensive	anxious
bold	fearless	perplexed	anxious
bored	bored	phobic	fearful
brave	fearless	playful	happy
bright	happy	pleased	happy
brisk	happy	powerless	powerless
calm	safe	pressured	burdened
capable	adequate	privileged	entitled
captivated	attached	proud	happy
careless	powerless	provoked	angry
categorized	singled out	punished	hated
cautious	fearful	put upon	burdened
certain	fearless	quaking	fearful
chagrined	belittled	quiescent	apathetic
challenged	attracted	rageful	angry
chastised	hated	rapturous	happy
cheated	cheated	rated	singled out
cheerful	happy	reassured	fearless
cheerless	sad	reckless	powerless
cheery	happy	redeemed	singled out
cherished	attached	regretful	sad

chicken	fearful	rejected	alone
cocky	independent	released	free
codependent	codependent	remorse	sad
coerced	cheated	replaced	hated
comfortable	happy	repulsed	demoralized
common	average	resentful	angry
competent	adequate	resolute	fearless
complacent	apathetic	respected	esteemed
composed	adequate	responsible	adequate
concerned	attracted	restful	fearful
confident	adequate	revered	esteemed
confused	surprise	rueful	sad
connected	attached	sad	sad
conned	cheated	satisfied	happy
consumed	obsessed	saucy	happy
contented	happy	scared	fearful
controlled	powerless	secure	fearless
convivial	happy	self-reliant	fearless
cornered	entitled	serene	happy
courageous	fearless	shaky	fearful
cowardly	fearful	shamed	sad
craving	attracted	shocked	surprise

crestfallen	sad	significant	esteemed
criticized	hated	singled out	singled out
cross	angry	skeptical	anxious
cross-examined	singled out	snoopy	attracted
crushed	sad	somber	sad
curious	attracted	sparkling	happy
cut off	alone	spirited	happy
daring	fearless	spiritless	sad
dark	sad	sprightly	happy
dedicated	attracted	startled	surprise
defeated	powerless	stereotyped	singled out
defenseless	fearful	stifled	powerless
degraded	belittled	stout hearted	fearless
dejected	sad	strong	independent
depressed	sad	suffering	sad
deserted	hated	sulky	sad
desirable	loved	sullen	angry
despondent	sad	sunny	happy
detached	alone	surprised	surprise
determined	focused	suspicious	anxious
diminished	belittled	sympathetic	codependent
disappointed	demoralized	tense	anxious

discarded	hated	terrified	fearful
disconsolate	sad	terrorized	fearful
discontented	sad	thankful	happy
discounted	belittled	threatened	fearful
discouraged	powerless	thwarted	powerless
disgraced	belittled	timid	fearful
disgusted	angry	timorous	fearful
disheartened	demoralized	torn	derailed
disillusioned	demoralized	tortured	sad
disjointed	derailed	tragic	sad
dismal	sad	tranquil	happy
dismayed	fearful	transported	happy
disoriented	derailed	trapped	entitled
disparaged	cheated	tremulous	fearful
displeased	sad	tricked	entitled
disrespected	belittled	turned on	lustful
distressed	sad	unapproved of	hated
distrustful	anxious	unbelieving	anxious
dolorous	sad	uncertain	anxious
doubtful	fearful	unconcerned	apathetic
down	sad	understood	attached
downhearted	sad	unfocussed	lost

dreadful	sad	unlovable	hated
dreary	sad	unloved	hated
dubious	anxious	unmotivated	apathetic
dull	sad	unshackled	free
duped	cheated	unsupported	belittled
eager	attracted	up in arms	angry
earnest	attracted	upset	fearful
ecstatic	happy	validated	loved
elated	happy	valued	esteemed
embarrassed	embarrassed	victimized	sad
empathetic	attached	violated	cheated
enchanted	attracted	virulent	angry
encouraged	adequate	vivacious	happy
engrossed	attracted	vulnerable	powerless
enraged	angry	wavering	anxious
enterprising	fearless	weak	powerless
enthusiastic	happy	welcomed	loved
entrusted	loved	woebegone	sad
esteemed	esteemed	woeful	sad
excited	happy	worn down	powerless
excluded	alone	worn out	powerless
exempt	entitled	worried	fearful

exhausted	hopeless	powerless	worshiped	esteemed
exhilarated		happy	wrathful	angry
exploited		cheated	wronged	singled out
exposed		fearful	wrought up	angry
fabulous		ecstatic	yearning	lustful
fainthearted		fearful	yellow	fearful
fantastic		ecstatic	zealous	attracted
fascinated		attracted	abandoned	hated
favorred		entitled	absolved	singled out
fearful		fearful	absorbed	attracted
fervent		attracted	abused	powerless
fervid		attracted	accepted	loved
festive		happy	aching	sad
flat		sad	acrimonious	angry
focused		focused	addicted	codependent
forced		powerless	adequate	adequate
forsaken		hated	admired	esteemed
framed		cheated	affectionate	attached
free		free	affronted	singled out
free & easy		happy	afraid	fearful
frightened		fearful	airy	happy
frisky		happy	alone	alone

frustrated	angry	ambivalent	bored
full of anticipation	attracted	apathetic	apathetic
full of ennui	apathetic	apprehensive	anxious
fuming	angry	arrogant	independent
funereal	sad	ashamed	embarrassed
furious	angry	astonished	surprise
gallant	fearless	at ease	safe
genial	happy	attacked	fearful
glad	happy	audacious	fearless
gleeful	happy	autonomous	free
gloomy	sad	average	average
glum	sad	avid	attracted
grief-stricken	sad	baffled	lost
grieved	sad	bashful	powerless
guilt	sad	belittled	belittled
guilty	singled out	buoyant	happy
happy	happy	burdened	burdened
hardy	fearless	clouded	sad
heartbroken	sad	committed	focused
heavyhearted	sad	compassionate	attached
hesitant	fearful	compelled	obsessed
high-spirited	happy	dauntless	fearless

hilarious	happy	debonair	happy
hopeful	attracted	deceived	entitled
horny	lustful	delighted	ecstatic
horrified	fearful	demoralized	demoralized
hot and bothered	lustful	derailed	derailed
humiliated	sad	desirous	attracted
humorous	happy	despairing	sad
hurt	sad	devastated	angry
hysterical	fearful	diffident	fearful
ignored	hated	discredited	belittled
ill at ease	sad	disheartened	sad
immobilized	apathetic	disinclined	demoralized
immune	entitled	disorganized	powerless
important	happy	downcast	sad
impotent	powerless	entitled	entitled
imprisoned	entitled	excited	adequate
in a huff	angry	exultant	happy
in a stew	angry	fidgety	fearful
in control	adequate	frowning	sad
in fear	fearful	full of misgiving	anxious
in pain	sad	great	happy
in the dumps	sad	hapless	sad

in the zone	focused	hated	hated
incensed	angry	heroic	fearless
included	attached	hostile	angry
indecisive	anxious	in despair	sad
independent	free	indifferent	bored
indignant	angry	infuriated	angry
infatuated	lustful	insecure	fearful
inflamed	angry	inspired	happy
injured	sad	inspiring	attracted
inquisitive	attracted	judged	singled out
insecure	codependent	justified	singled out
insignificant	belittled	laughting	happy
intent	attracted	loved	loved
interested	attracted	loving	attached
interrogated	singled out	low	sad
intrigued	attracted	lustful	lustful
irate	angry	manipulated	cheated
irresolute	fearful	mumpish	sad
irresponsible	powerless	nosey	attracted
irritated	angry	numb	apathetic
isolated	alone	obliterated	powerless
jaunty	happy	peaceful	happy

jocular	happy	petrified	fearful
jolly	happy	piqued	angry
jovial	happy	piteous	sad
joyful	happy	powerless	powerless
joyless	sad	questioning	anxious
joyous	happy	rejected	hated
jubilant	happy	self-satisfied	happy
justified	singled out	set up	entitled
keen	attracted	shut out	alone
labeled	singled out	sorrowful	sad
lackadaisical	bored	spirited	sad
lazy	apathetic	supported	esteemed
left out	hated	suspicious	fearful
let down	hated	terrific	happy
lethargic	apathetic	trapped	entitled
lied to	cheated	trembling	fearful
lighthearted	happy	uncomfortable	anxious
liked	attached	underestimated	belittled
lively	happy	unhappy	sad
livid	angry	vindicated	singled out

Fuente: Múltiples fuentes

Contando los sentimientos que se repitieron en el texto se utiliza el algoritmo observado en la figura 6.6:

```
print(emotion_list)
w = Counter(emotion_list)
print(w)
```

Figura 6.6: Algoritmo contador de sentimientos repetidos

Para obtener una polaridad se llama a la función `sentiment analyse` quien clasifica el texto a través de un puntaje asignado, dependiendo del puntaje se clasifica con un sentimiento positivo o negativo como se observa en la figura 6.7.

```
def sentiment_analyse(sentiment_text):
    score = SentimentIntensityAnalyzer().polarity_scores(sentiment_text)
    print (score)
    if score['neg'] > score['pos']:
        print("Negative Sentiment")
    elif score['neg'] < score['pos']:
        print("Positive Sentiment")
    else:
        print("Neutral Sentiment")
```

Figura 6.7: Aplicación de función `sentiment_analyse`

Finalmente, para visualizar los resultados de sentimientos extraídos del texto se utiliza un histograma, como se observa en la figura 6.8:

```
sentiment_analyse(cleaned_text)

fig , ax1 = plt.subplots()
ax1.bar(w.keys(), w.values())
fig.autofmt_xdate()
plt.savefig("graph.png")
plt.show()
```

Figura 6.8: Función para visualizar de resultados de sentimientos extraídos.

6.3 Técnica no supervisada o automática.

En el análisis de sentimiento mediante la técnica automática o no supervisada se utilizó la herramienta de Microsoft Azure (Microsoft Cognitive Services) para detectar las emociones en el texto mediante Text Analytics. Este sistema de análisis basado en

aprendizaje automático que pueden trabajar el texto a nivel de oración o párrafo que utiliza técnicas de PNL para el análisis de texto incluyendo 4 funciones.

1. Extracción de frases clave con la API Key Phrase Extraction, la cual evalúa el texto sin estructura y en cada documento, ofrece una lista de frases claves para analizar el texto
2. Detección del idioma en el que está escrito el texto para utilizar un código de idioma.
3. Reconocimiento de entidades en el texto como personas, cantidades, lugares, fecha y hora, divisas, etc.
4. Análisis de sentimiento a través de la API Azure Sentiment Analysis API, con la que esta herramienta evalúa el texto y ofrece unas puntuaciones que oscilan entre 0 (negativo) y 1 (positivo).

Durante el análisis de texto, esta herramienta combina diferentes técnicas de análisis no supervisado vistas en el estado de arte, las cuales utilizan el procesamiento de texto, la colocación de las palabras, sus diferentes asociaciones o el análisis de funciones de sintaxis. Posteriormente, teniendo también en cuenta el entrenamiento previo de la herramienta y su base de datos, se realiza la evaluación de objetividad. El resultado determinará si el documento es o no objetivo.

Para el análisis de sentimientos se utilizó la herramienta Power BI, con los servicios cognitivos de Microsoft Text Analytics para encontrar sentimientos.

Microsoft Cognitive Services es un servicio en línea que permite ejecutar análisis como análisis de sentimientos con el uso de una clave API. Existe una versión gratuita que permitió ser apta para la investigación

Pasos a seguir:

1. Obtener una clave de API de análisis de texto de Microsoft Cognitive Services
2. Introducir datos a Power BI
3. Configurar parámetros Power BI
4. Configurar la función de Microsoft a través de Power BI
5. Ejecutar el análisis de opinión llamando a la función

Primer paso, se crea una cuenta en Microsoft y se ingresa a crear recurso como se muestra en la figura 6.9.

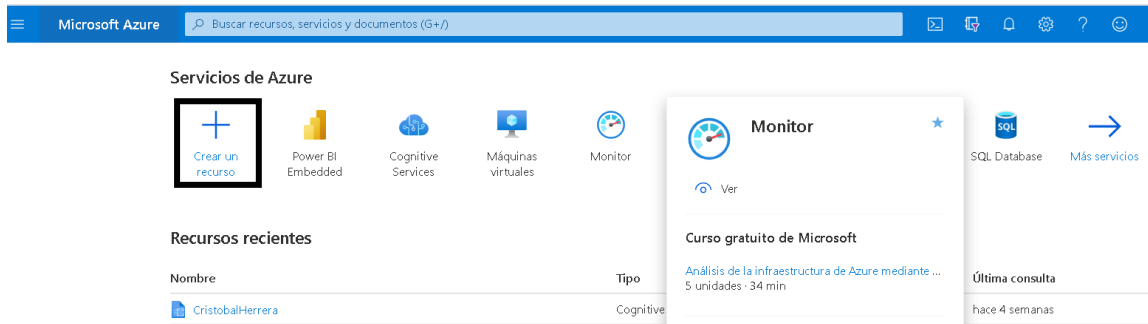


Figura 6.9: Creación de cuenta Microsoft

Al crear un nuevo recurso de Cognitive Service, permite crear un nuevo proyecto para poder realizar el análisis de sentimientos como se observa en la figura 6.10.

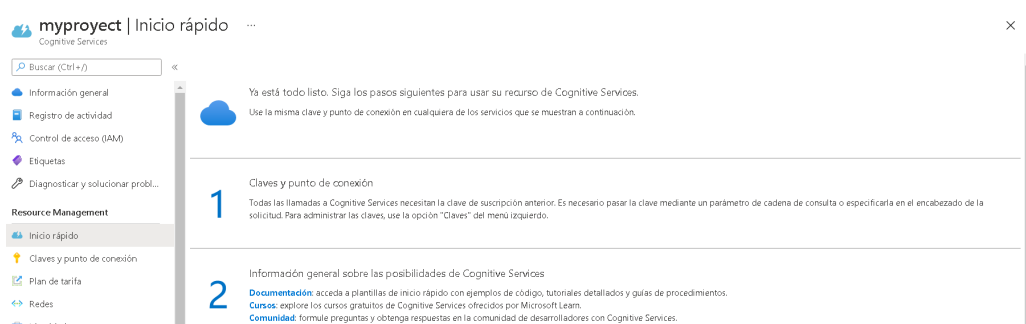


Figura 6.10: Creación de un nuevo proyecto

En Power BI se importó y cargo una tabla Excel con texto de prueba como se observa en la figura 6.11.

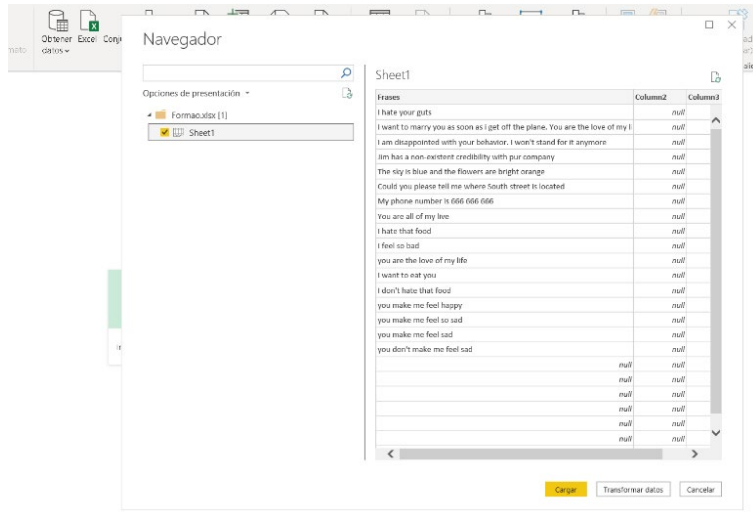


Figura 6.11: Tabla importada a Power BI

Proseguimos a transformar los datos, proceso necesario para eliminar columnas sobrantes y espacios en blanco. Como se observa en la figura 6.12 se procede a llamar a la función, se clikea sobre nuevo origen, consulta en blanco.

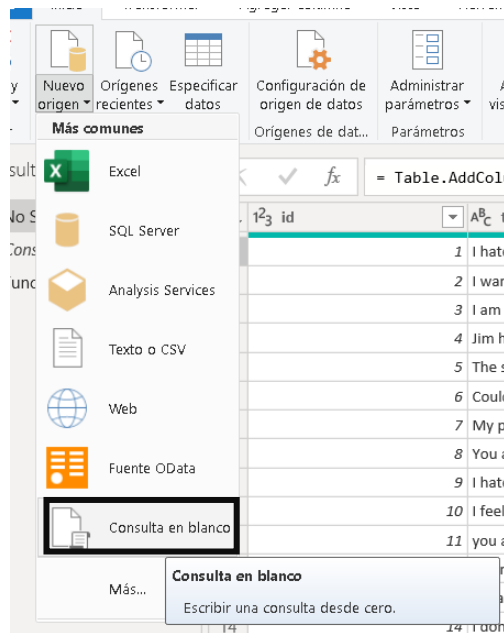
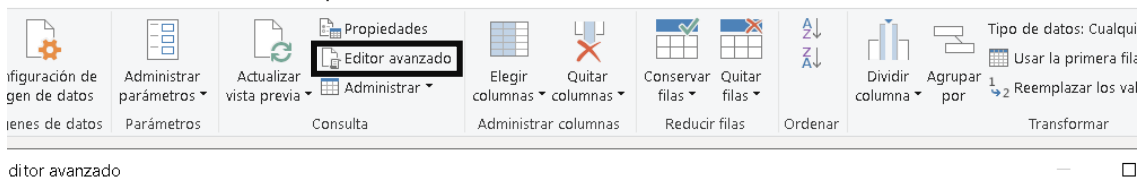


Figura 6.12: Llamada a la función.

Una vez creado, debemos pulsar el botón del “Editor Avanzado” como se visualiza en la figura 6.13



No Supervisado

Opciones de presentación ▾

```
let
    Origen = Excel.Workbook(File.Contents("C:\Users\cherr\OneDrive\Escritorio\Formao.xlsx"), null, true),
    #"No Supervisado Sheet" = Origen[[Item="No Supervisado" Kind="Sheet"]\Data1]
```

Figura 6.13: Editor Avanzado de Power Query

Se sustituye el código que aparece en la figura 6.14, cambiando la clave donde dice *YOUR API KEY HERE* por nuestra clave obtenida con la cuenta de Cognitive Services en Microsoft creada anteriormente.

Editor avanzado

No Supervisado

```
(text) => let
    apikey = "YOUR_API_KEY_HERE",
    endpoint = "https://westcentralus.cognitiveservices.azure.com" & "/text/analytics/v2.1/sentiment",
    jsonbody = Text.FromBinary(Json.FromValue(Text.Start(Text.Trim(text), 5000))),
    jsonbody = "{ documents: [ { language: "en", id: """, text: " & jsonbody & " } ] }",
    bytesbody = Text.ToBinary(jsonbody),
    headers = [{"Ocp-Apim-Subscription-Key" = apikey}],
    bytesresp = Web.Contents(endpoint, [Headers=headers, Content=bytesbody]),
    jsonresp = Json.Document(bytesresp),
    sentiment = jsonresp[documents][0][score]
in sentiment
```

Figura 6.14: Código análisis de sentimientos.

Además de la clave, es necesario cambiar el endpoint con el código de la línea endpoint de Microsoft. En *jsonbody* se puede cambiar el lenguaje de análisis de sentimiento, para el estudio se realizó en inglés "en".

Como se muestra en la figura 6.15 se crea una función llamada “Función Invocada”, al texto opcional se ingresó “*I am happy*”

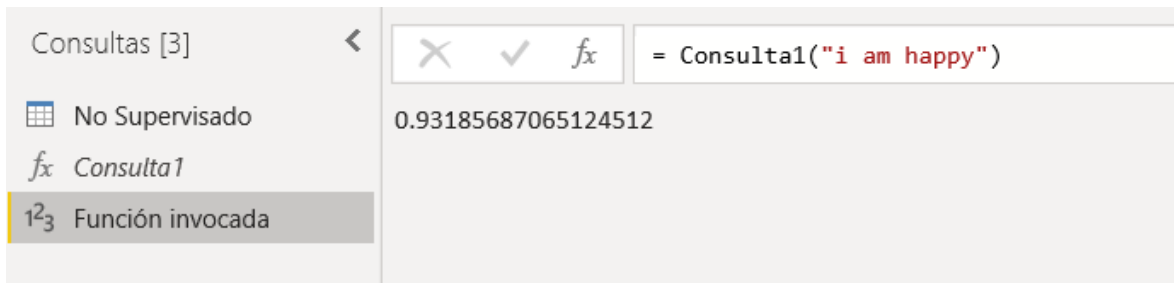


Figura 6.15: Función para evaluar el sentimiento

Para conectar e invocar la nueva función y evaluarla en el texto es necesario haber tenido:

- Un dataset cargado con un registro de textos
- Una cuenta de Cognitive Services con su endpoint y su clave API
- Una función para llamar a esa API

Para unir la database se invoca la función a cada registro de nuestra tabla importada devolviendo el sentimiento del texto analizado.

Para ello en el editor de columnas, nos situamos en la tabla donde se encuentran nuestros comentarios pulsamos “Invocar función personalizada” como se muestra en la figura 6.16.

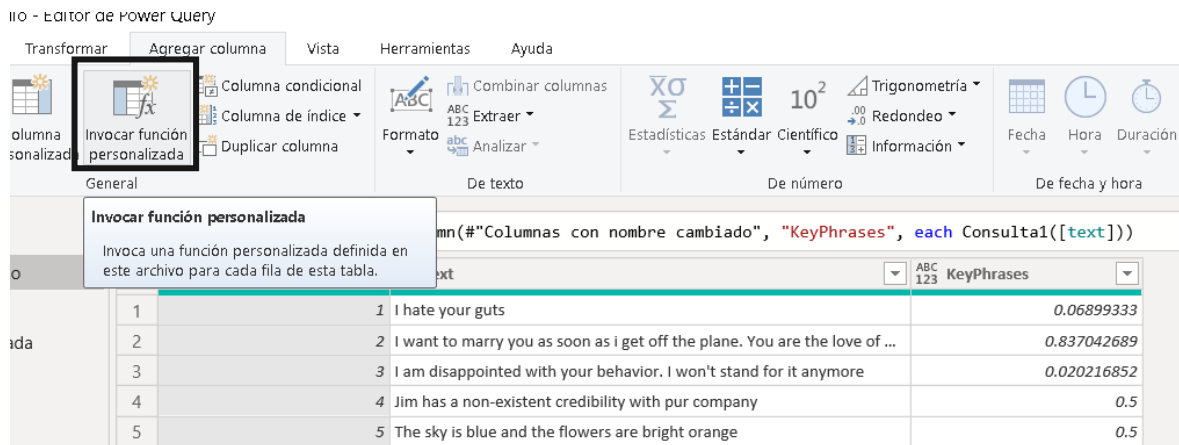


Figura 6.16: Invocar a la función en una nueva columna

La evaluación de sentimiento de Cognitive Services devuelve un **valor entre 0 y 1**, donde 0 es muy negativo y 1 es muy positivo. a partir de esa premisa se puede empezar a crear vuestro análisis.

- Muy negativo: entre 0 y 0,1
- Negativo: entre 0,1 y 0,4
- Neutro: entre 0,4 y 0,6
- Positivo: entre 0,6 y 0,9
- Muy positivo: entre 0,9 y 1

6.4 Prueba de técnicas

6.4.1 Técnica No Supervisada

Para evaluar la técnica no supervisada, se analizará un discurso de Steve Jobs a los egresados de Stanford.

Discurso De Steve Jobs: *I am honored to be with you today at your commencement from one of the finest universities in the world. I never graduated from college. Truth be told, this is the closest I have ever gotten to a college graduation. Today I want to tell you three stories from my life. That is it. No big deal. Just three stories.*

I dropped out of Reed College after the first 6 months, but then stayed around as a drop-in for another 18 months or so before I quiet. So why did I drop out?

It started before I was born. My biological mother was a young, unwed college graduate student, and she decided to put me up for adoption. She felt very strongly that I should be adopted by college graduates, so everything was all set for me to be adopted at birth by a lawyer and his wife. Except that when I popped out, they decided at the last minute that they really wanted a girl. So, my parents, who were on a waiting list, got a call in the middle of the night asking: "We have an unexpected baby boy; do you want him?" They said: "Of course." My biological mother later found out that my mother had never graduated from college and that my father had never graduated from high school. She refused to sign the final adoption papers. She only relented a few months later when my parents promised that I would someday go to college.

And 17 years later I did go to college. But I naively chose a college that was almost as expensive as Stanford, and all my working-class parents' savings were being spent on my college tuition. After six months, I could not see the value in it. I had no idea what I wanted to do with my life and no idea how college was going to help me figure it out. And here I was spending all the money my parents had saved their entire life. So, I decided to drop out and trust that it would all work out OK. It was scary at the time but looking back it was one of the best decisions I ever made. The minute I dropped out I could stop taking the required classes that did not interest me and begin dropping in on the ones that looked interesting.

It was not all romantic. I did not have a dorm room, so I slept on the floor in friends' rooms, I returned Coke bottles for the 5¢ deposits to buy food with, and I would walk the 7 miles across town every Sunday night to get one good meal a week at the Hare Krishna temple. I loved it. And much of what I stumbled into by following my curiosity and intuition turned out to be priceless later. Let me give you one example:

Reed College at that time offered perhaps the best calligraphy instruction in the country. Throughout the campus every poster, every label on every drawer, was beautifully hand calligraphed. Because I had dropped out and did not have to take the normal classes, I decided to take a calligraphy class to learn how to do this. I learned about serif and sans serif typefaces, about varying the amount of space between different letter combinations, about what makes great typography great. It was beautiful, historical, artistically subtle in a way that science cannot capture, and I found it fascinating.

None of this had even a hope of any practical application in my life. But 10 years later, when we were designing the first Macintosh computer, it all came back to me. And we designed it all into the Mac. It was the first computer with beautiful typography. If I had never dropped in on that single course in college, the Mac would have never had multiple typefaces or proportionally spaced fonts. And since Windows just copied the Mac, it is likely that no personal computer would have them. If I had never dropped out, I would have never dropped in on this calligraphy class, and personal computers might not have the wonderful typography that they do. Of course, it was impossible to connect the dots

looking forward when I was in college. But it was very, very clear looking backward 10 years later.

Again, you cannot connect the dots looking forward; you can only connect them looking backward. So, you have to trust that the dots will somehow connect in your future. You have to trust in something your gut, destiny, life, karma, whatever. This approach has never let me down, and it has made all the difference in my life.

My second story is about love and loss.

I was lucky, I found what I loved to do early in life. Woz and I started Apple in my parents' garage when I was 20. We worked hard, and in 10 years Apple had grown from just the two of us in a garage into a \$2 billion company with over 4,000 employees. We had just released our finest creation the Macintosh a year earlier, and I had just turned 30. And then I got fired. How can you get fired from a company you started? Well, as Apple grew, we hired someone who I thought was very talented to run the company with me, and for the first year or so things went well. But then our visions of the future began to diverge and eventually we had a falling out. When we did, our Board of Directors sided with him. So, at 30 I was out. And very publicly out. What had been the focus of my entire adult life was gone, and it was devastating.

I really did not know what to do for a few months. I felt that I had let the previous generation of entrepreneurs down that I had dropped the baton as it was being passed to me. I met with David Packard and Bob Noyce and tried to apologize for screwing up so badly. I was a very public failure, and I even thought about running away from the valley. But something slowly began to dawn on me, I still loved what I did. The turn of events at Apple had not changed that one bit. I had been rejected, but I was still in love. And so, I decided to start over.

I did not see it then, but it turned out that getting fired from Apple was the best thing that could have ever happened to me. The heaviness of being successful was replaced by the lightness of being a beginner again, less sure about everything. It freed me to enter one of the most creative periods of my life.

During the next five years, I started a company named NeXT, another company named Pixar, and fell in love with an amazing woman who would become my wife. Pixar went on to create the world's first computer animated feature film, Toy Story, and is now the most successful animation studio in the world. In a remarkable turn of events, Apple bought NeXT, I returned to Apple, and the technology we developed at NeXT is at the heart of Apple's current renaissance. And Laurene and I have a wonderful family together.

I am pretty sure none of this would have happened if I had not been fired from Apple. It was awful tasting medicine, but I guess the patient needed it. Sometimes life hits you in the head with a brick. Do not lose faith. I am convinced that the only thing that kept me going was that I loved what I did. You have got to find what you love. And that is as true for your work as it is for your lovers. Your work is going to fill a large part of your life, and the only way to be truly satisfied is to do what you believe is great work. And the only way to do great work is to love what you do. If you have not found it yet, keep looking. Do not settle. As with all matters of the heart, you will know when you find it. And, like any great relationship, it just gets better and better as the years roll on. So, keep looking until you find it. Do not settle.

My third story is about death.

When I was 17, I read a quote that went something like: "If you live each day as if it was your last, someday you'll most certainly be right." It made an impression on me, and since then, for the past 33 years, I have looked in the mirror every morning and asked myself: "If today were the last day of my life, would I want to do what I am about to do today?" And whenever the answer has been "No" for too many days in a row, I know I need to change something.

Remembering that I'll be dead soon is the most important tool I've ever encountered to help me make the big choices in life. Because almost everything — all external expectations, all pride, all fear of embarrassment or failure — these things just fall away in the face of death, leaving only what is truly important. Remembering that you are going to die is the best way I know to avoid the trap of thinking you have something to lose. You are already naked. There is no reason not to follow your heart.

About a year ago I was diagnosed with cancer. I had a scan at 7:30 in the morning, and it clearly showed a tumor on my pancreas. I did not even know what a pancreas was. The doctors told me this was almost certainly a type of cancer that is incurable, and that I should expect to live no longer than three to six months. My doctor advised me to go home and get my affairs in order, which is doctor's code for prepare to die. It means to try to tell your kids everything you thought you would have the next 10 years to tell them in just a few months. It means to make sure everything is buttoned up so that it will be as easy as possible for your family. It means to say your goodbyes.

I lived with that diagnosis all day. Later that evening I had a biopsy, where they stuck an endoscope down my throat, through my stomach and into my intestines, put a needle into my pancreas and got a few cells from the tumor. I was sedated, but my wife, who was there, told me that when they viewed the cells under a microscope the doctors started crying because it turned out to be a very rare form of pancreatic cancer that is curable with surgery. I had the surgery and I'm fine now.

This was the closest I have been to facing death, and I hope it is the closest I get for a few more decades. Having lived through it, I can now say this to you with a bit more certainty than when death was a useful but purely intellectual concept:

No one wants to die. Even people who want to go to heaven do not want to die to get there. And yet death is the destination we all share. No one has ever escaped it. And that is as it should be, because Death is very likely the single best invention of Life. It is Life's change agent. It clears out the old to make way for the new. Right now, the new is you, but someday not too long from now, you will gradually become the old and be cleared away. Sorry to be so dramatic, but it is quite true.

Your time is limited, so do not waste it living someone else's life. Do not be trapped by dogma, which is living with the results of other people's thinking. Do not let the noise of others' opinions drown out your own inner voice. And most important, have the courage to follow your heart and intuition. They somehow already know what you truly want to become. Everything else is secondary.

When I was young, there was an amazing publication called The Whole Earth Catalog, which was one of the bibles of my generation. It was created by a fellow named Stewart Brand not far from here in Menlo Park, and he brought it to life with his poetic touch. This was in the late 1960s, before personal computers and desktop publishing, so it was all made with typewriters, scissors, and Polaroid cameras. It was sort of like Google in paperback form, 35 years before Google came along: It was idealistic and overflowing with neat tools and great notions.

Stewart and his team put out several issues of The Whole Earth Catalog, and then when it had run its course, they put out a final issue. It was the mid-1970s, and I was your age. On the back cover of their final issue was a photograph of an early morning country road, the kind you might find yourself hitchhiking on if you were so adventurous. Beneath it were the words: “Stay Hungry. Stay Foolish.” It was their farewell message as they signed off. Stay Hungry. Stay Foolish. And I have always wished that for myself. And now, as you graduate to begin anew, I wish that for you.

6.4.2 Resumen del discurso

Se escogió este discurso debido a las emociones que entrega Steve Jobs en su mensaje, contando 3 historias, con las cuales quería enviar un mensaje distinto en cada una de historias. Estos mensajes que tratan de la vida, sobre cómo afrontarla y como seguir el camino que realmente se quiere seguir.

En su primera historia Steve Jobs habla de las vueltas que da la vida y de cómo la madre biológica quería que fuese hijo adoptivo de padres con carreras universitarias, y no lo fue. De cómo estaba estudiando, dejó la carrera y aun así tuvo éxito en su vida.

La segunda historia, Steve conversa sobre el amor y la perdida. Sobre cómo después de haber creado Apple a los 20 años junto a su amigo, fue despedido a los 30 por confiar en quien no debía, y contratar a dicha persona como socio. En esta historia, Steve Jobs nos envía como mensaje tener fe, el no perderla, que nunca dejemos de buscar lo que realmente nos gusta, inspirando en esta historia positivismo.

En la última historia habla sobre la muerte. Cuando tenía 17 años, leyó una cita que decía “si vives cada día como si fuera el ultimo, algún día tendrás razón” Recordar que va a

morir pronto fue su herramienta para poder tomar grandes decisiones dejando atrás el miedo y la vergüenza.

Como se puede apreciar en el discurso, Steve Jobs transmite optimismo, fuerza para seguir adelante, corazón, ganas de emprender, de no rendirse, a través de las historias que le han ocurrido a lo largo del tiempo contemplando muchas emociones en sus historias como la soledad o el miedo.

Se aprecia en el histograma de la figura 6.17, al igual como en el discurso que el algoritmo logra interpretar varias emociones encontradas en el texto como lo son la felicidad, unión, atracción, soledad, libertad, odio, amor. Sentimientos que a grandes rasgos logran contextualizar la historia que refleja el discurso de Steve, extrayendo emociones claves que permite entender el discurso a mayor profundidad.

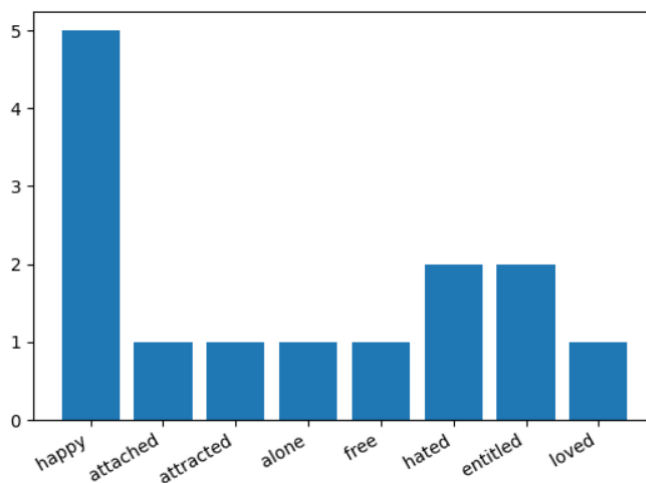


Figura 6.17: Sentimientos extraídos del texto utilizando método supervisado.

Dentro de los resultados obtenidos se logra apreciar que los algoritmos aplicados logran extraer sentimientos que corresponden a los que Steve Jobs demuestra en su discurso. A partir de este punto se logra interpretar que la técnica supervisada logra un buen resultado para extracción de sentimientos.

Como se aprecia en la tabla 6.3 se encuentra el puntaje obtenido del discurso, en donde la mayor parte del texto se interpreta como neutral si existe tendencia a ser un discurso positivo con un 16% de positividad un 75% de neutralidad y un 9% de Negatividad.

Tabla 6.3

Resultado análisis de sentimientos discurso de Steve Jobs

Sentiment Analysis	Score
Positivo	0.161
Negativo	0.09
Neutral	0.748

Fuente: Elaboración propia

6.4.3 Análisis de resultados

En la figura 6.17 se observa como el método supervisado logra extraer e identificar varios sentimientos encontrados en el discurso, dando resultados positivos del método supervisado en ese aspecto.

Por otro lado, en una primera aproximación del funcionamiento de los algoritmos propuestos utilizando método supervisado se aprecia que el 74% del discurso posee un sentimiento neutral, este resultado se contradice con lo expresado en el discurso de Steve Jobs debido a la variabilidad de sentimientos que esta entrega, por lo tanto, se detectan imperfecciones en el método supervisado.

6.5 Análisis y comparación de técnicas

En esta sección se procederá a poner a prueba 16 frases con los algoritmos explicados anteriormente sometiéndolas a la técnica supervisada como no supervisada.

A continuación, se muestran los resultados utilizando ambos métodos, la tabla 6.4 se observan los resultados de las frases utilizado método automático y la tabla 6.5 muestra los resultados de las frases utilizando método supervisado.

Tabla 6.4

Resultados frases de prueba método no supervisado

Nº	Frase	Score Sentiment	Resultado
1	I hate your guts	7%	Negative Sentiment
2	I want to marry you as soon as i get off the plane. You are the love of my life	84%	Positive Sentiment
3	I am disappointed with your behavior. I won't stand for it anymore	2%	Negative Sentiment
4	Jim has a non-existent credibility with pur company	50%	NeutralSentiment
5	The sky is blue and the flowers are bright orange	50%	Neutral Sentiment
6	Could you please tell me where South street is located	16%	Negative Sentiment
7	My phone number is 666 666 666	72%	Positive Sentiment
8	You are all of my live	80%	Positive Sentiment
9	I hate that food	6%	Negative Sentiment
10	I feel so bad	1%	Negative Sentiment
11	you are the love of my life	80%	Positive Sentiment
12	I want to eat you	4%	Negative Sentiment
13	because i love you, i want to eat you	21%	Negative Sentiment
14	I don't hate that food	86%	Positive Sentiment
15	you make me feel happy	94%	Positive Sentiment
16	you make me feel sad	2%	Negative Sentiment

Tabla 6.5

Resultados frases de prueba método supervisado

Nº	Frase	Positive	Negative	Neutral	Resultado
1	I hate your guts	0.000	0.649	0.351	Negative
2	I want to marry you as soon as i get off the plane. You are the love of my life	0.256	0.000	0.744	Positive
3	I am disappointed with your behavior. I won't stand for it anymore	0.000	0.256	0.744	Negative
4	Jim has a non-existent credibility with pur company	0.000	0.000	1.000	Neutral
5	The sky is blue and the flowers are bright orange	0.244	0.000	0.756	Positive
6	Could you please tell me where South street is located	0.204	0.000	0.796	Positive
7	My phone number is 666 666 666	0.178	0.000	0.822	Positive
8	You are all of my live	0.000	0.000	1.000	Neutral
9	I hate that food	0.000	0.649	0.351	Negative
10	I feel so bad	0.000	0.655	0.345	Negative
11	you are the love of my life	0.412	0.000	0.588	Positive
12	I want to eat you	0.302	0.000	0.698	Positive

13	because i love you, i want to eat you	0.524	0.000	0.476	Positive
14	I don't hate that food	0.500	0.000	0.500	Positive
15	you make me feel happy	0.481	0.000	0.519	Positive
16	you make me feel sad	0.000	0.437	0.563	Negative

Fuente: Elaboración propia

6.5.1 Análisis de resultados

Destacando que las frases anteriormente seleccionadas no están relacionadas en algún contexto específico, estas sí demuestran resultados relevantes para la investigación.

Los resultados del método no supervisado observados en % nos arrojan un valor entre 0 y 1, en donde sobre el 0.5 representa sentimiento positivo, inferior a 0.5 representa sentimiento negativo y 0.5 sentimiento neutral.

De igual forma en el método supervisado sobre 0.5 representa sentimiento positivo, inferior a 0.5 sentimiento negativo e igual a 0.5 sentimiento neutral. En este caso si se detecta puntaje negativo y positivo el resultado arrojará al puntaje que tenga mayor valor.

Los resultados de las 16 frases nos arrojan que los algoritmos poseen una relación de 68.7%. En todas las frases que arrojaron similitud existe una coherencia entre el resultado y la frase a analizar. Se comentarán las frases más polémicas:

Frase N°6: "Could you please tell me where South Street is located". Como la persona está pidiendo indicaciones se considera que la frase posee un Sentimiento Neutral siendo incorrecto dar una polaridad positiva o negativa en la frase. En este caso existe un error en los dos métodos aplicados.

Frase N°8: "You are all of my life" En los resultados existe una clara diferencia utilizando los 2 métodos, la frase hace referencia a una persona que expresa su amor, considerando la coherencia de la frase el algoritmo no supervisado logra responder de manera adecuada como sentimiento positivo independiente de la ambigüedad de la frase si es que se analizan como palabras independientes.

Frase N°7: My phone number is 666 666 666, en este caso la persona quiere dar su número de teléfono, aunque la frase no contiene un contexto específico se puede deducir que el número es entregado con consentimiento de la persona, por lo tanto, el sentimiento positivo estaría correcto utilizando ambos métodos. Sin embargo, también existe subjetividad en la frase, ya que es posible que la persona este dando el número para pedir ayuda o para contactarse con la persona, para ambos casos la frase que se ingresó al algoritmo no contiene suficientes palabras para establecer una respuesta correcta en el análisis de sentimiento.

Frase N°12 “I want to eat you” el algoritmo con la técnica no supervisada da como resultado sentimiento negativo, tomando esta frase literalmente que la persona se quiere comer a otra persona, si existe una relación entre la frase y su resultado, siendo necesaria la clasificación de toda la frase. Por otro lado, el método supervisado como vimos anteriormente reconoce dos palabras claves “want” y “eat” como palabras independientes, lo que se traduciría que la persona quiere comer reconociendo a la frase como sentimiento positivo. En este ejemplo es importante destacar que el algoritmo con técnicas automáticas predice una respuesta más coherente en base a la frase introducida al algoritmo.

Frase N°13 “Because i love you, I want to eat you”. De similar forma que en la frase anterior si se separa la frase por palabras, las palabras claves serían “love” “want” y “eat” en donde existe similitud entre la frase y el resultado del método supervisado daría sentimiento positivo. Relacionando la frase con un contexto específico, es lo más probable que si la persona lo ama no quiera comérselo literalmente, en muchas partes se utilizan estas frases para referirse que quiere darle muchos besos, es por esto por lo que el algoritmo no supervisado no logra identificar este patrón mostrando un resultado negativo.

En base a las respuestas de la tabla 6.4 y la tabla 6.5, se logra identificar un mayor error en el método supervisado, especialmente al no correlacionar las palabras tiende a generar mayor error en las respuestas. Aunque ningún método es 100% correcto, los algoritmos de machine learning en el análisis automático logra identificar el 87.5% de las frases correctamente aun considerando la ambigüedad y el difícil contexto de las frases.

7 Reconocimiento de situaciones de emergencia

El análisis del contenido del audio emitido y la segmentación del audio intenta detectar patrones negativos en el lenguaje que permitan revelar e inferir características importantes para detectar un accidente a partir de archivos de texto, por lo tanto, para su manejo se optó por la identificación de extractos significativos, segmentos más destacados pueden identificarse y conseguir mejores resultados. Al utilizar los extractos de audios breves a través del software Audacity permitirá tener un mejor manejo y facilitar la tarea para poder transcribir posteriormente el audio a texto.

Aplicando las técnicas estudiadas en el capítulo anterior, en esta sección se procederá a analizar las conversaciones previas a un accidente, con la intención de detectar una polaridad en el mensaje transmitido y reconocer situaciones de emergencia realizando un análisis de sentimiento.

Para realizar la investigación, fue necesario armar la base de datos se tomaron en cuenta 2 películas y una serie. Las películas seleccionadas fueron Destino Final 1 y 3 y como serie Heavy Rescue como se observan en las figuras 7.1, 7.2 y 7.3.

Para obtener la base de datos se escoge destino final, película que recurrentemente posee episodios de accidentabilidad lo que facilita la extracción de una mayor base de datos.

Por otro lado, Heavy Rescue 401 Es un *reality show* de televisión canadiense la cual se trata de múltiples compañías de remolque de rescate y recuperación de vehículos pesados comúnmente en carreteras, se escogió esta serie producto de las condiciones de extrema urgencia que tienen los rescatistas.

7.1 Películas Seleccionadas



Figura 7.1: Destino Final 1

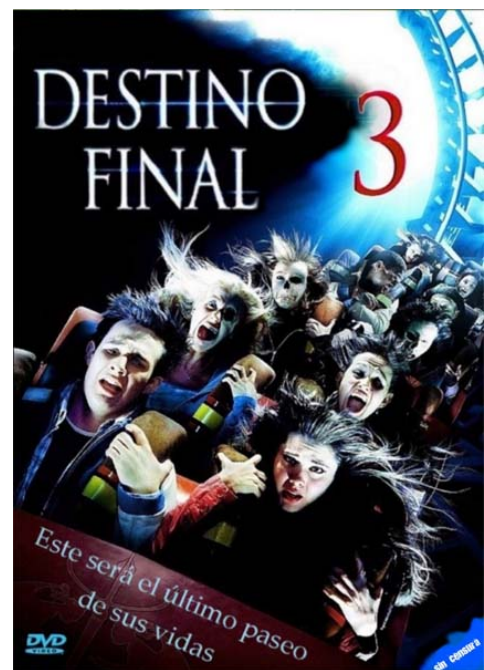


Figura 7.2: Destino Final

7.2 Serie seleccionada



Figura 7.3: Heavy Rescue

Extraídos los audios en formato mp3, se procede a seleccionar segmentos que son de utilidad para el estudio, enfocándose en fragmentos de audio de las películas en las escenas donde exista comunicación previa a un accidente.

Para realizar este proceso se arrastró la película al programa Audacity, segmentando los audios manualmente ingresando inicio y el final de la sección a cortar, como se muestra en la figura 7.4.

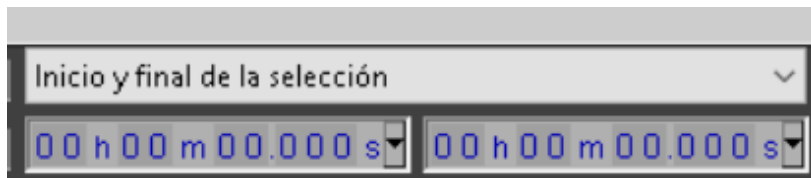


Figura 7.4: Segmentar audio en Audacity.

Seleccionado el inicio y el final del audio como se aprecia en la figura 7.5 se exporta el audio seleccionado en formato mp3.

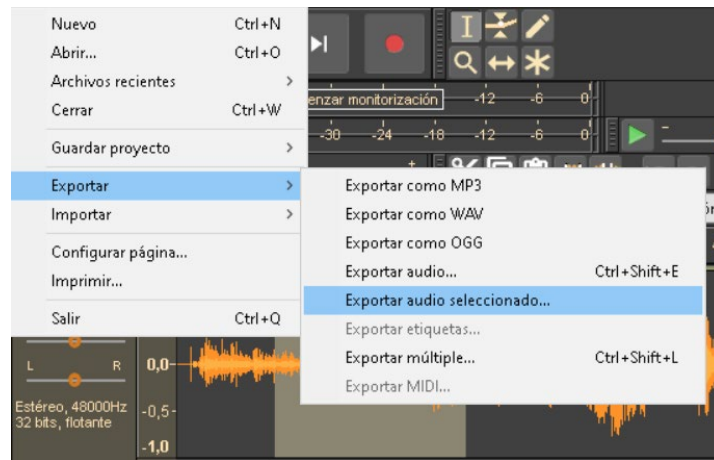


Figura 7.5: Exportar fragmento de audio seleccionado en formato mp3.

Trabajando con el audio seleccionado, se procede a aplicar 4 efectos que permiten limpiar el audio y facilitar el proceso de transcripción de audio a texto debido a que frecuentemente en estas escenas existe bastante ruido en el entorno que dificultan la transcripción. Los efectos utilizados son: reducción de ruido, compresor, limitador y normalización que se describirán a continuación.

7.3 Limpieza del audio.

7.3.1 Reducción de ruido.

Resaltando la sección del archivo en la que se encuentra el ruido de fondo se localiza un fragmento de audio que sea útil para la extracción de ruido. Luego se dirige a efecto, reducción de ruido como se observa en la figura 7.6.

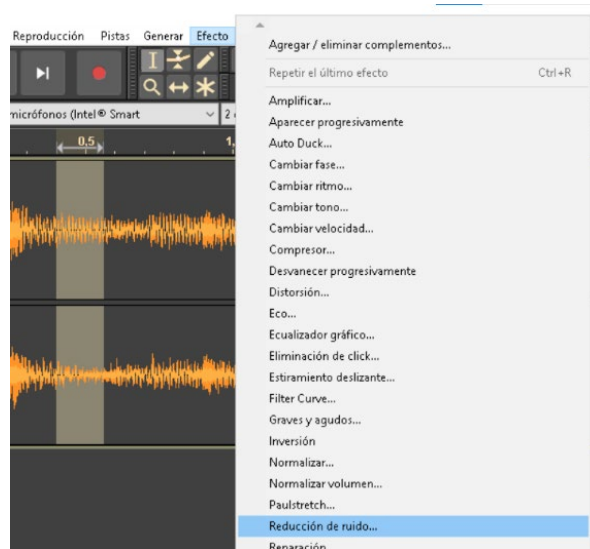


Figura 7.6: Reducción de ruido del audio en Audacity

Se obtiene el perfil de ruido como se observa en la figura 7.7 la que será aplicada al audio en su totalidad. Esta función determinara lo que es ruido y lo que no, permitiendo filtrar el ruido de fondo a través del perfil de ruido, manteniendo la integridad del audio.

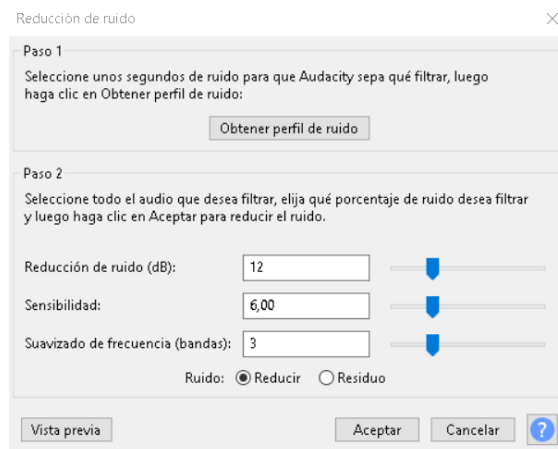


Figura 7.7: Obtención perfil de ruido en Audacity

Para aumentar el volumen percibido de una grabación de audio se procede a utilizar los efectos de compresor y limitador.

7.3.2 Compresor.

El efecto compresor reduce el rango dinámico del audio, permite reducir el volumen de los sonidos fuertes sin cambiar los sonidos bajos. Para este paso se dirige a efecto, compresor como se observa en la figura 7.8.

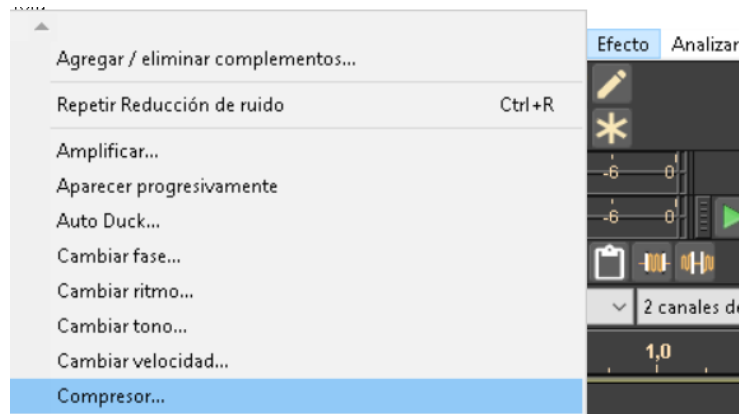


Figura 7.8: Aplicar efecto compresor al audio en Audacity

7.3.3 Limitador.

El efecto limitador se encarga de recortar las zonas saturadas de sonido, es decir aquellas que están por encima de los decibeles recomendados, intentando minimizar las “explosiones auditivas” para este paso se dirige a efecto, limitador y aceptamos con la configuración predeterminada. En la figura 7.9 se observan las características principales del efecto limitador.

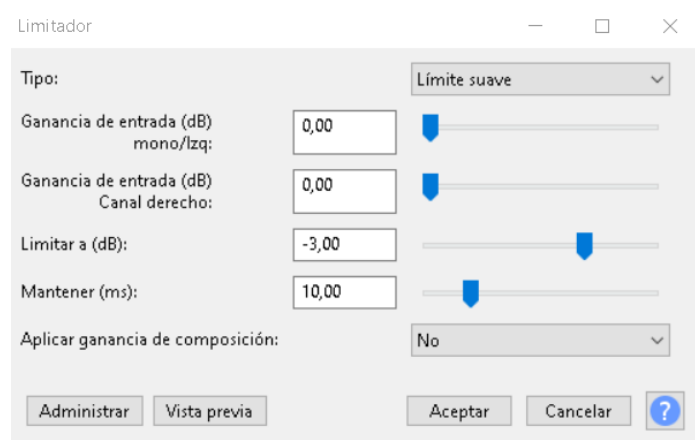


Figura 7.9: Efecto Limitador Audacity

7.3.4 Normalización.

La normalización busca llevar todos los picos de un audio a un nivel similar, es decir que el volumen este muy parecido a lo largo de la grabación para este paso nos dirigimos a efecto, normalizar dejando los valores predeterminados. En la figura 7.10 se presentan las características del efecto normalización.

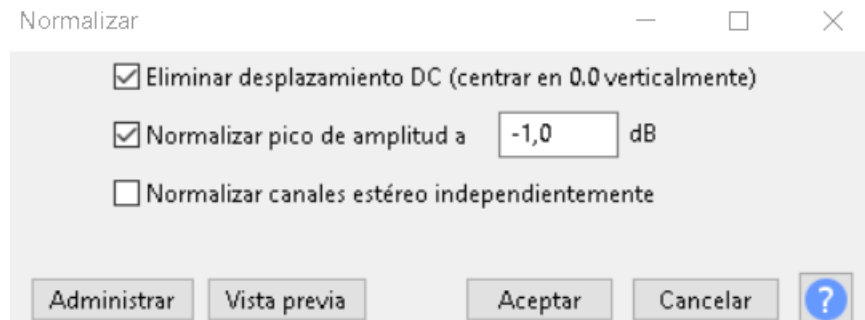


Figura 7.10: Normalización de audio mediante Audacity

7.4 Transcripción de audio a texto.

Exportando el audio en mp3 se transcriben los audios a texto utilizando Speech-to-text, software que reconoce automáticamente la voz de un audio transcribiendo el audio a texto. Esta herramienta permite transcribir en tiempo real o a partir de archivos almacenados como es en este caso de estudio.

Para la utilización del programa se escoge el idioma en el cual el sistema transcribe el audio, como se observa en la figura 7.11.

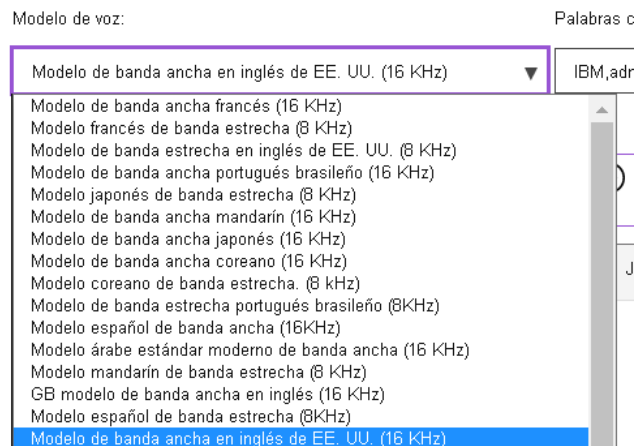


Figura 7.11: Modelo de voz ocupado investigación

Al cargar el audio a Speech to text automáticamente se transcribe como se observa en la figura 7.12. cliqueando en Upload Audio File para cargar el archivo de audio.

The screenshot shows the Google Cloud Speech-to-Text interface. At the top, it says "Transcribe Audio" and lists instructions: "Use your microphone to record audio. For best results, use broadband models for microphone input.", "Upload pre-recorded audio (.mp3, .mpeg, .wav, .flac, or .opus only).", and "Play one of the sample audio files.*". Below this, it states "Both US English broadband sample audio files are covered under the Creative Commons license." and "The returned result includes the recognized text, **word alternatives**, and **spotted keywords**. Some models can **detect multiple speakers**; this may slow down performance."

The interface includes a "Voice Model" dropdown set to "US English broadband model (16kHz)" and a "Keywords to spot" field containing "IBM,admiral,AI,transformations,cognitive,Artificial Intelligen-". There is a checkbox for "Detect multiple speakers" which is unchecked. Below these are four buttons: "Record Audio", "Upload Audio File", "Play Sample 1", and "Play Sample 2".

The transcription results are displayed in a table with four tabs: "Text", "Word Timings and Alternatives", "Keywords (1/9)", and "JSON". The "Text" tab is active, showing the following transcription: "The guys and can be seen here and just got back from sunny California where we spent some time with possibly the busiest man alive you on musk Abu super generous with his time and we did this sort of a sit down chat at the Tesla factory and then also did a sort of a factory tour which will be a separate video coming soon but 20 things we could talk about since we were at Tesla at that time basically our topics range from talking about Tesla products to our love for Tesla to tech and the future all wrapped into one so this is that chat. S. watching enjoy. First of all thanks for taking a time send down your very busy schedule I'm sure it's safe yeah yeah this is the this is a really instincts to be a kind of a like a bird's eye view of seeing a couple couple of things happening behind us in the factory these occasionally move which is yeah those are those are and he don't care so that they were carried stores too hard to get assembled and then they're on their way back to pick up more doors nice so I think most people know you as the boss the face of Tesla the decision maker for those who just for some context what is your how do you spend time in tests left me do yes group which I think probably a lot of people don't realize I'm like basically in the factory in design or engineering meetings or production so that's like. 89 percent of time I think sometimes people think it's really time for San. I don't get why they would think that as crazy but actually it's like that's like almost nothing most of my time is spent so at least the last several months especially around the factory and they're working on say the paint shop the body shop where we build on the body the final simba we put all the parts together and

Figura 7.12: Transcribir audio a texto mediante Speech to text.

Para armar la base de datos se extrajeron las frases manualmente del texto transcrito.

Analizando los audios que proceden de accidentes, en su mayoría poseen ruido en su exterior dificultando la transcripción del archivo, por lo tanto, resulta necesario aplicar los efectos mencionados para que los algoritmos de inteligencia artificial aplicados por Google Cloud permitan transcribir correctamente el audio a texto.

Cabe destacar que para desarrollar una metodología predictora de accidentes en tiempo real es necesario acortar los tiempos en que se aplica el proceso, por lo tanto, la creación de alguna aplicación o software que realice la transcripción de audios, limpieza y análisis de sentimiento en su conjunto, permitiría reducir los tiempos de predicción.

7.5 Resultado análisis automático

Tabla 7.1

Película Destino Final 1

Sentence	Score Sentiment	Sentiment
she gets tampons, she puts them in her kids ' ears	89%	Positive Sentiment
Put thes in your ears	50%	Neutral Sentiment
oh mom not tampons, put them in you ear	91%	Positive Sentiment
how did you know she was gonna do that?	23%	Negative Sentiment
what's going on	50%	Neutral Sentiment
sown in front, asshole	23%	Negative Sentiment
I need you to move your foot	7%	Negative Sentiment
that's tje car that's gonna crash	50%	Neutral Sentiment
we have to get out of here	82%	Positive Sentiment
we gotta get the fuck out of there.	10%	Negative Sentiment
We're gonna die. There's gonna be a crash	6%	Negative Sentiment
Hey kid, that ain't funny	14%	Negative Sentiment
we gotta go eight now. Wr gotta move	50%	Neutral Sentiment
i'm gonna kick ypur little ass, you pussy!	12%	Negative Sentiment
that fucking crash that's crash i'm talking about	2%	Negative Sentiment
so my appointment	23%	Negative Sentiment
is there someone else that can see me?	7%	Negative Sentiment
i understand, bit he soccer game ran late	6%	Negative Sentiment

how long have you been cutting hair?	13%	Negative Sentiment
could i please get some water?	72%	Positive Sentiment
i am so sorry about this	2%	Negative Sentiment
these guys aren't gonna leave my sight until i ship them to college	15%	Negative Sentiment
let's go. Get in the car	50%	Neutral Sentiment
i'm trying to put my life back together okay?	9%	Negative Sentiment
i guess it's not my turn to die	2%	Negative Sentiment

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7.2

Pelicula Destino Final 3

Sentence	Score sentiment	Sentiment
she gets tampons, she puts them in her kids ' ears	89%	Positive Sentiment
Put thes in your ears	50%	Neutral Sentiment
oh mom not tampons, put them in you ear	91%	Positive Sentiment
how did you know she was gonna do that?	23%	Negative Sentiment
what's going on	50%	Neutral Sentiment
sown in front, asshole	23%	Negative Sentiment
I need you to move your foot	7%	Negative Sentiment
that's tje car that's gonna crash	50%	Neutral Sentiment
we have to get out of here	82%	Positive Sentiment

we gotta get the fuck out of there.	10%	Negative Sentiment
We're gonna die. There's gonna be a crash	6%	Negative Sentiment
Hey kid, that ain't funny	14%	Negative Sentiment
we gotta go eight now. Wr gotta move	50%	Neutral Sentiment
i'm gonna kick ypur little ass, you pussy!	12%	Negative Sentiment
that fucking crash that's crash i'm talking about	2%	Negative Sentiment
so my appointment	23%	Negative Sentiment
is there someone else that can see me?	7%	Negative Sentiment
i understand, bit he soccer game ran late	6%	Negative Sentiment
that's a little tight	50%	Neutral Sentiment
how long have you been cutting hair?	13%	Negative Sentiment
could i please get some water?	72%	Positive Sentiment
i am so sorry about this	2%	Negative Sentiment
these guys aren't gonna leave my sight until i ship them to college	15%	Negative Sentiment
let's go. Get in the car	50%	Neutral Sentiment
i'm trying to put my life back together okay?	9%	Negative Sentiment
i guess it's not my turn to die	2%	Negative Sentiment

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7.3

Serie Heavy Rescue

Sentence	Score sentiment	Sentiment
----------	-----------------	-----------

Any time i'm stopped on the 401 a problem	13%	Negative Sentiment
we're definitely in a dangerous situation	17%	Negative Sentiment
guys, wath your back , okay?	81%	Positive Sentiment
this don't look good	6%	Negative Sentiment
somebody's having bad day	2%	Negative Sentiment
I don't know how the hell he got here	8%	Negative Sentiment
that, don't sound good	2%	Negative Sentiment
You don't hear of trucks into buildings	18%	Negative Sentiment
Oh, this look like a big mess	5%	Negative Sentiment
Holy cow, man	50%	Neutral Sentiment
good lord	97%	Positive Sentiment
Like, ripped it open like a pop can	95%	Positive Sentiment
just a bad wreck	18%	Negative Sentiment
The carnage kind of blew my mind	50%	Neutral Sentiment
The force of that truck was massive	50%	Neutral Sentiment
that is crazy	26%	Negative Sentiment
second floor resting on the masonry, the whole building corner could collapse	15%	Negative Sentiment
it is just still a scary situation when you are dealing	5%	Negative Sentiment
anny could happend	50%	Neutral Sentiment
the rest of this brick will come down	84%	Positive Sentiment
that our main concern right now	50%	Neutral Sentiment

is possible that the bluiding could collapse	85%	Positive Sentiment
well we'll put just the tractor over there	50%	Neutral Sentiment
James brings in an anchor	50%	Neutral Sentiment
that the truck won't go that way any more	10%	Negative Sentiment
it's gonna wanna swing, too	50%	Neutral Sentiment
it is very scared	8%	Negative Sentiment
how far till we come off	15%	Negative Sentiment
Probably in inch	50%	Neutral Sentiment
are you fucking kidding me?	16%	Negative Sentiment
hold up! What's going on?	50%	Neutral Sentiment
we gotta get it sideways now	22%	Negative Sentiment
the landing gear is actually riding up on the corner of the concrete	50%	Neutral Sentiment
you're good right there, buddy	95%	Positive Sentiment
it is out of the way , hook the hook in that chain	93%	Positive Sentiment
I want to get that mailbox out of there	9%	Negative Sentiment
I want to try and get the mailbox out from inderneath	17%	Negative Sentiment
It was only siz inches tall when we pulled it out	80%	Positive Sentiment
then we're gonna separate it and get our way	22%	Negative Sentiment
good	97%	Positive Sentiment
he's going to drag it out to speed it up	78%	Positive Sentiment
keep tje officers happy and all the commuters	82%	Positive Sentiment
hey, Phill? How do you want those hooked?	89%	Positive Sentiment

Cause they aren't too, they are not my favorite	27%	Negative Sentiment
I ain't got time to fuck around here, man, let's go	4%	Negative Sentiment
tighten it up	79%	Positive Sentiment
Lets go man, let's go	87%	Positive Sentiment
It's gonna wanna fight' cause it's loaded	75%	Positive Sentiment
It is gonna wanna fight us quite a bit	22%	Negative Sentiment
Hey mark, this shell's	83%	Positive Sentiment
we have got a loaded compressed tank with CO2	80%	Positive Sentiment
we have a chemical plant behind us	84%	Positive Sentiment
i'm uncomfortable i'm not gonna lie, i don't like this	0%	Negative Sentiment
I'm gonna have a bit of a challenge to get it up	50%	Neutral Sentiment
the problem with it is im lifting off the back side	2%	Negative Sentiment
and as i lift, it's gonna wanna roll back over the other way	20%	Negative Sentiment
we can pop one of those off, we can see the structure underneath	50%	Neutral Sentiment
we have the pressure vessel inside, then there's an insulation layer	50%	Neutral Sentiment
i don't wanna hear anybody else's voices unless there's an issue	1%	Negative Sentiment
Collin, i will get you back in that back corner	27%	Negative Sentiment

Fuente: Elaboración propia

7.6 Resultado análisis supervisado

Tabla 7.4

Pelicula Destino Final I

Sentence	Negative	Neutral	Positive	Resultado
shouldn't we help your mum?	0.361	0.639	0.000	Negative Sentiment
good ine, mane you are hilarious	0.000	0.417	0.583	Positive Sentiment
there is going to be a huge accident	0.298	0.481	0.221	Negative Sentiment
we are all gonna die, i just saw it	0.358	0.642	0.000	Negative Sentiment
i'm serious kim what wrong?	0.595	0.405	0.000	Negative Sentiment
highway to hell	0.697	0.303	0.000	Negative Sentiment
you are scaring me	0.492	0.508	0.000	Negative Sentiment
are you out of your friggin' mind?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
what the hell are you doing?	0.479	0.521	0.000	Negative Sentiment
Kimberly, you justo got to breathe	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
oh, fuck i am going to jail	0.412	0.588	0.000	Negative Sentiment
i think there's going to be a huge pileup	0.223	0.532	0.245	Positive Sentiment
there were bodies everywhere	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
alright miss i'd like you to please step out of the vehicle	0.098	0.488	0.415	Positive Sentiment
just pull over	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
what the hell is going up there?	0.434	0.566	0.000	Negative Sentiment
Is there any way that we could drive around?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
I have a delivery	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment

You need to get back into your vehicles	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Just move it	0.000	1.000	1.000	Neutral Sentiment
That's tje truck, that's going to kill everybody	0.402	0.598	0.000	Negative Sentiment
you need to stop that truck	0.306	0.694	0.000	Negative Sentiment
I told you again, you have to calm down!	0.000	0.753	0.247	Positive Sentiment
Why won't you listen to me?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
fuck	1.000	0.000	0.000	Negative Sentiment
to commit grand theft auto? this is insane	0.209	0.388	0.403	Positive Sentiment
will have it all sorted out by Monday morning okay?	0.000	0.826	0.174	Positive Sentiment
when i get out here, i am going to sue	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
my water just broke	0.483	0.517	0.000	Negative Sentiment
i'm gonna have my baby	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
you can't do this to me	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
don't just stand there!	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
get me to a hospital! Give me a second to think!	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
I am not going to have my baby in a jail cell	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
get me th ehospital	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
god i need the car	0.000	0.588	0.412	Positive Sentiment
being alive after we were supposed to die	0.312	0.480	0.208	Negative Sentiment
A rift in Death's design	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
so if you had never gotten off the plane	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment

we would not be alive in the first place	0.214	0.786	0.000	Negative Sentiment
yes, that is why death is working backwards!	0.310	0.476	0.214	Negative Sentiment
i will tying up all the loose ends	0.277	0.723	0.000	Negative Sentiment
Sealing the rift once and for all	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
he can't breathe, oh my legs	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
it is not going to wait , i got to go help those people	0.000	0.803	0.197	Positive Sentiment
don't you fare leave me!	0.000	0.777	0.223	Positive Sentiment
i'm going to fin	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7.5

Pelicula Destino Final 3

Sentence	Negative	Neutral	Positive	Resultado
she gets tampons, she puts them in her kids ' ears	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Put thes in your ears	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
oh mom not tampons, put them in you ear	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
how did you know she was gonna do that?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
what's going on	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
sown in front, asshole	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
I need you to move your foot	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment

that's tje car that's gonna crash	0.351	0.649	0.000	Negative Sentiment
we have to get out of here	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
we gotta get the fuck out of there.	0.333	0.667	0.000	Negative Sentiment
We're gonna die. There's gonna be a crash	0.569	0.431	0.000	Negative Sentiment
Hey kid, that ain't funny	0.376	0.624	0.000	Negative Sentiment
we gotta go eight now. Wr gotta move	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
i'm gonna kick ypur little ass, you pussy!	0.314	0.686	0.000	Negative Sentiment
that fucking crash that's crash i'm talking about	0.499	0.501	0.000	Negative Sentiment
so my appointment	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
is there someone else that can see me?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
i understand, bit he soccer game ran late	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
that's a little tight	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
how long have you been cutting hair?	0.200	0.800	0.000	Negative Sentiment
could i please get some water?	0.000	0.635	0.365	Positive Sentiment
i am so sorry about this	0.285	0.715	0.000	Negative Sentiment
these guys aren't gonna leave my sight until i ship them to college	0.000	0.905	0.095	Positive Sentiment
let's go. Get in the car	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
i'm trying to put my life back together okay?	0.000	0.808	0.192	Positive Sentiment
i guess it's not my turn to die	0.394	0.606	0.000	Negative Sentiment

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7.6

Heavy Rescue

Sentence	Negative	Neutral	Positive	Resultado
Any time i'm stopped on the 401 a problem	0.434	0.566	0.000	Negative Sentiment
we're definitely in a dangerous situation	0.352	0.341	0.307	Negative Sentiment
guys, wath your back , okay?	0.000	0.678	0.322	Positive Sentiment
this don't look good	0.445	0.555	0.000	Negative Sentiment
somebody's having bad day	0.538	0.462	0.000	Negative Sentiment
I don't know how the hell he got here	0.397	0.603	0.000	Negative Sentiment
that, don't sound good	0.445	0.555	0.000	Negative Sentiment
You don't hear of trucks into buildings	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Oh, this look like a big mess	0.278	0.444	0.278	Neutral Sentiment
Holy cow, man	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
good lord	0.000	0.256	0.744	Positive Sentiment
Like, ripped it open like a pop can	0.000	0.500	0.500	Positive Sentiment
just a bad wreck	0.865	0.135	0.000	Negative Sentiment
The carnage kind of blew my mind	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
The force of that truck was massive	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
that is crazy	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
second floor resting on the masonry, the whole building corner could collapse	0.225	0.775	0.000	Negative Sentiment

it is just still a scary situation when you are dealing	0.262	0.738	0.000	Negative Sentiment
anny could happend	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
the rest of this brick will come down	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
that our main concern right now	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
is possible that the bluiding could collapse	0.348	0.652	0.000	Negative Sentiment
well we'll put just the tractor over there	0.000	0.588	0.412	Positive Sentiment
James brings in an anchor	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
that the truck won't go that way any more	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
it's gonna wanna swing, too	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
it is very scared	0.516	0.484	0.000	Negative Sentiment
how far till we come off	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Probably in inch	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
are you fucking kidding me?	0.000	0.703	0.297	Positive Sentiment
hold up! What's going on?	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
we gotta get it sideways now	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
the landing gear is actually riding up on the corner of the concrete	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
you're good right there, buddy	0.000	0.580	0.420	Positive Sentiment
it is out of the way , hook the hook in that chain	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
I want to get that mailbox out of there	0.000	0.843	0.157	Positive Sentiment
I want to try and get the mailbox out from inderneath	0.000	0.874	0.126	Positive Sentiment

It was only siz inches tall when we pulled it out	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
then we're gonna separate it and get our way	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
good	0.000	0.000	1.000	Positive Sentiment
he's going to drag it out to speed it up	0.174	0.826	0.000	Negative Sentiment
keep tje officers happy and all the commuters	0.000	0.654	0.346	Positive Sentiment
hey, Phill? How do you want those hooked?	0.000	0.843	0.157	Positive Sentiment
Cause they aren't too, they are not my favotite	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
I ain't got time to fuck around here, man, let's go	0.280	0.720	0.000	Negative Sentiment
tighten it up	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Lets go man, let's go	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
It's gonna wanna fight' cause it's loaded	0.302	0.698	0.000	Negative Sentiment
It is gonna wanna fight us quite a bit	0.271	0.729	0.000	Negative Sentiment
Hey mark, this shell's	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
we have got a loaded compressed tank with CO2	0.000	1.000		Neutral Sentiment
we have a chemical plant behind us	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
i'm uncomfortable i'm not gonna lie, i don't like this	0.402	0.598	0.000	Negative Sentiment

I'm gonna have a bit of a challenge to get it up	0.000	0.874	0.126	Positive Sentiment
the problem with it is i'm lifting off the back side	0.213	0.787	0.000	Negative Sentiment
and as i lift, it's gonna wanna roll back over the other way	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
we can pop one of those off, we can see the structure underneath	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
we have the pressure vessel inside, then there's an insulation layer	0.180	0.820	0.000	Negative Sentiment
if you can punch those rivets out that's great	0.000	0.661	0.339	Positive Sentiment
i don't wanna hear anybody else's voices unless there's an issue	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment
Collin, i will get you back in that back corner	0.000	1.000	0.000	Neutral Sentiment

Fuente: Elaboración propia

7.7 Resumen análisis automático

7.7.1 Destino final 1.

Se analizaron un total de 48 frases observadas en la tabla 7.1 dando como resultado un 48% de sentimiento negativo, 21% de sentimiento neutral y 31% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.13.

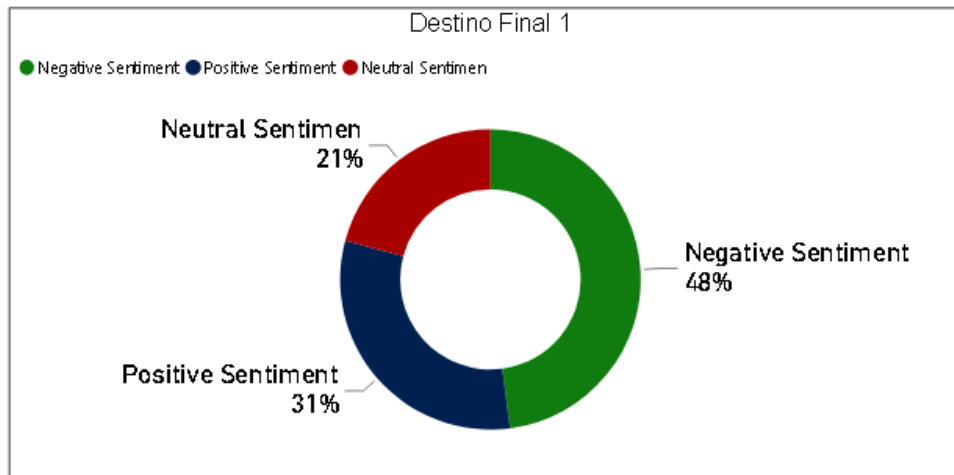


Figura 7.13: Resultado Destino Final 1 análisis automático.

7.7.2 Destino Final 3.

Se analizaron un total de 27 frases observadas en la tabla 7.2 dando como resultado un 63% de sentimiento negativo, 23% de sentimiento neutral y un 15% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.14.

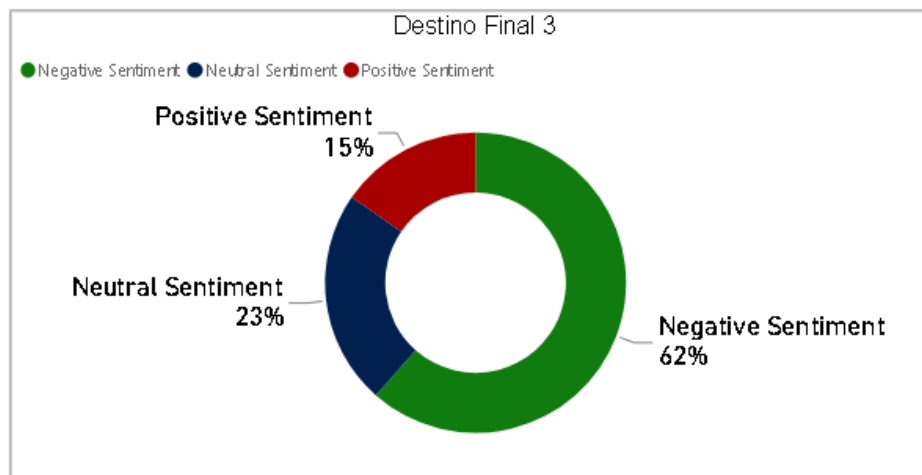


Figura 7.14: Resultado Destino Final 3 análisis automático.

7.7.3 Heavy Rescue.

Se analizaron un total de 61 frases observadas en la tabla 7.3 dando como resultado un 46% de sentimiento negativo, 23% de sentimiento neutral y 31% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.15.

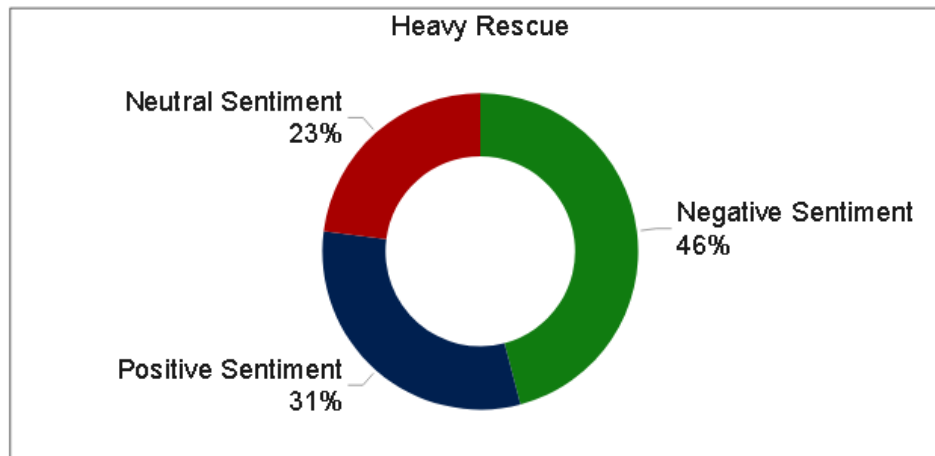


Figura 7.15: Resultado Heavy Rescue análisis automático.

7.8 Análisis de resultados método automático.

Cabe destacar que en Destino Final 1 y 3 son películas del género horror, en donde aparecen constantemente accidentes y malos comentarios, por lo tanto, al aplicar los métodos de análisis de sentimiento tanto supervisado como no supervisado es de esperarse que los resultados que aparecen en la figura 7.13, 7.14 fueran de sentimiento negativo en las conversaciones previas a accidentes. Por otro lado, la serie Heavy Rescue, constantemente existe un ambiente de peligro constante en donde un equipo de rescatistas está operando bajo situaciones extremas, por lo tanto, el resultado que se aprecia en la figura 7.15 también concuerda con lo esperado.

7.9 Resumen análisis supervisado

7.9.1 Destino final 1.

Se analizaron un total de 48 frases observadas en la tabla 7.4 dando como resultado un 36% de sentimiento negativo, 45% de sentimiento neutral y 19% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.16.

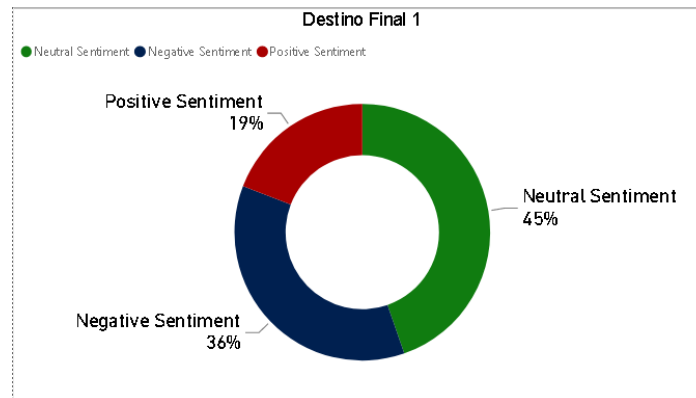


Figura 7.16: Resultado destino final 1 análisis supervisado

7.9.2 Destino final 3.

Se analizaron un total de 27 frases observadas en la tabla 7.5 dando como resultado un 35% de sentimiento negativo, 54% de sentimiento neutral y 12% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.17.

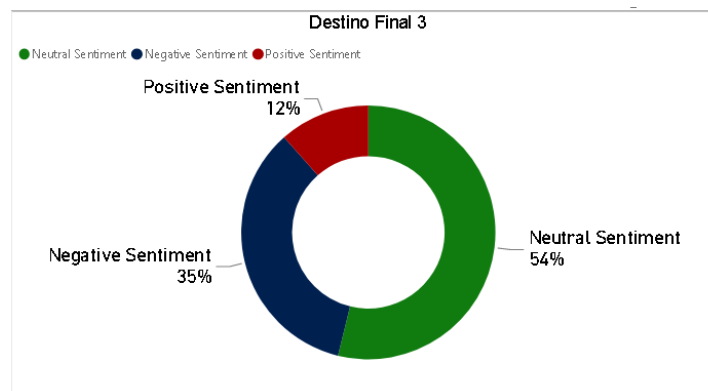


Figura 7.17: Resultado destino final 3 análisis supervisado

7.9.3 Heavy Rescue.

Se analizaron un total de 61 frases observadas en la tabla 7.6 dando como resultado un 30% de sentimiento negativo, 49% de sentimiento neutral y 21% de sentimiento positivo, como se observa en la figura 7.18.

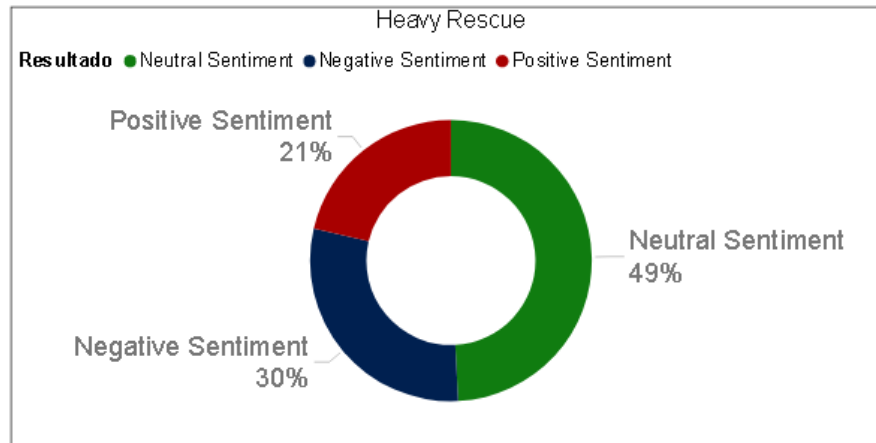


Figura 7.18: Resultado heavy Rescue análisis supervisado

7.10 Análisis de resultado método supervisado

En nuestro caso el enfoque de aprendizaje supervisado no logra dar buenos resultados en las frases propuestas, dando como resultado un 49% de las frases con sentimiento neutral, se deduce que no logra realizar un análisis de sentimiento ni dar polarización a la mitad de las frases analizadas con tal método. Para poder tener mejores respuestas, es necesario ampliar las listas de emociones expuesta en la tabla 6.2, enfocándose en agregar diccionarios, glosarios o manuales que complementen las etiquetas propuestas para un mejor análisis de sentimiento, consideren el contexto, el léxico y el corpus que se utilizan en las películas Destino Final 1, Destino Final 3 y la serie Heavy Rescue.

8 CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso desarrollar una metodología predictora de eventos de accidentabilidad en base a sentimientos utilizando la Inteligencia Artificial. Para poder desarrollarlo fue necesario investigar en el estado del arte las metodologías ocupadas actualmente tanto supervisadas como no supervisadas, para así poder detectar correctamente la ocurrencia de frases previas a un accidente, estas dieron como resultado una polaridad negativa, considerando mayor exactitud las predicciones propuestas con el análisis automático o no supervisado, se considera cumplida la hipótesis sujeta a un set de datos extraídos, en donde los resultados dan una polaridad negativa en las frases previo a accidentes coincidiendo en los 3 casos propuestos, destino final 1, destino final 3 y heavy rescue en las dos técnicas mencionadas siendo una metodología potencial para predecir eventos previo a accidentes.

Los resultados obtenidos logran identificar predominancia sobre el 45% de sentimiento negativo previo a un accidente teniendo mejores resultados la técnica no supervisada o automática, se considera que la técnica supervisada no logra dar polarización en todas las frases, en el cual, existe una predominancia de sentimiento neutral sobre el 48% en los tres casos propuestos.

Se espera que este trabajo pueda dar el pie para que futuros avances logren desarrollar una metodología predictora de eventos en tiempo real, enfocándose en reducir los tiempos en analizar sentimientos, evitando oportunamente situaciones de riesgo para poder intervenir a tiempo para que no se perpetúe a un mal mayor, teniendo consideración que previo a accidentes existe un contexto en el cual se utilizan en su mayor proporción expresiones y palabras con polaridad negativa.

Cabe recalcar que no se descarta añadir parámetros faciales o parámetros verbales al análisis de sentimiento para mejorar los resultados.

9 RECOMENDACIONES

La integración de otras áreas de estudio aplicadas a ingeniería permitiría desarrollar algún software o aplicación móvil que fuera capaz de monitorear posibles actividades peligrosas, abriendo camino a entender el comportamiento humano detectando el lenguaje dañino que se pueda estar teniendo en alguna empresa u operaciones. Cabe destacar que no se descarta añadir otros factores de análisis como los parámetros faciales o parámetros verbales en el análisis de sentimientos para tener mayor exactitud en las respuestas.

El desarrollo de la investigación también contempla posibilidades de integrar el análisis de sentimientos en las búsquedas de internet, permitiendo personalizar los asistentes de búsqueda mediante los textos que se escriben, conociendo mejor a su interlocutor como también su estado anímico, proporcionando contenido dependiendo del estado con que se encuentra la persona, clasificándolas en estado positivo, negativo o neutral, en donde cierto contenido podría cambiar el estado anímico de la persona.

Por otro lado, también se plantea la posibilidad de extender el análisis de sentimiento a acosos cibernéticos, para que las redes sociales inhiban comentarios, textos, audios y videos que puedan ser dañinos y perjudiciales para la salud psicológica de las personas. Por lo general los contenidos de acoso cibernético no solamente se producen textuales, sino que también consisten en audios o videos que contienen mensajes de amenaza, en estos casos poder detectar estos fenómenos sociales que son cada vez más recurrentes.

10 REFERENCIAS

- Balahur, A., & Turchi, M. (2012). Multilingual Sentiment Analysis using Machine Translation? *European Commission Joint Research Centre*, 9.
- Aman Ullah, M., Maliha Marium, S., Ara Begum, S., & Saha Dipa, N. (2020). An algorithm and method for sentiment analysis using the text and emotion. *kics*, 4.
- Assaneo, M. (2014). Modelado del sistema vocal humano y su aplicación a estudios de percepción y producción de habla. 121.
- Belli, S., & Íñiguez, L. (2008). El estudio psicosocial de las emociones: una revisión y discusión de la investigación actual. *PSICO*, 13.
- Benamara, F., Cesarano, C., Picariello, A., & Reforgiato, D. (n.d.). Adjectives and Adverbs are better than Adjectives Alone.
- Birjali, M., Kasri, M., & Beni-Hssane, A. (2021). A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends. 26.
- Canales, L., & Martínez, P. (2015). Emotion Detection from text: A Survey. *University of Alicante*, 8.
- CARRILLO, J., COLLADO, S., ROJO, N., & STAATS, A. (2006). El papel de las emociones positivas y negativas en la predicción de depresión: el principio de adición de las emociones en el Conductismo Psicológico. *Clínica y Salud*, 19.
- Chen, C. (2016). Element of human voice. *World scientific publishing Co*.
- Cutting, D., Kupiec, J., Pedersen, J., & Sibun, P. (1992). A Practical Part-of-Speech Tagger. 8.
- D´Haro, L. F. (2012). Desarrollo de un Segmentador Automático de Voz mediante Modelos Ocultos de. 6.
- Dave, K., Lawrence, S., & Pennock, D. (2003). Mining the Peanut Gallery: Opinion Extraction and Semantic Classification of Product Reviews. *NEC Laboratories America*.
- Dix, A. (2009). Human-computer interaction. *Springer US*.
- Dwivedi, A., & Pant, R. (2019). An algorithmic implementation of entropic ternary reduct soft sentiment set (ETRSSS) using soft computing technique on big data sentiment analysis (BDSA) for optimal selection of a decision based on real-time update in online reviews. 13.
- Ekman, P., & Friesen, W. (2003). guide to recognizing emotions from facial clues. *ISHK. Malor Books*.
- El Barachi, M., AlKhatib, M., Mathew, S., & Oroumchian, F. (2021). A novel sentiment analysis framework for monitoring the evolving public opinion in real-time: Case study on climate change. 12.
- Goleman, D. (1946). *Inteligencia Emocional*. Stockton: Kairos.
- Habash, N., & Rambow, O. (2015). Arabic Tokenization, Part-of-Speech Tagging and Morphological Disambiguation in One Fell Swoop. 8.

- Hernández-Fernández, A., Moraa, E., & Vizcaíno Hernández, M. I. (2019). When a new technological product launching fails: A multi-method. 9.
- Hussaina, A., Cambria, E., Poria, S., Hawalah, A., & Herrera, F. (2021). Information fusion for affective computing and sentiment analysis. *B.V, Elsevier*, 2.
- Julian Chen, C. (2016). Elements of human voice. *World scientific publishing*.
- K. Boehm, J., Chenb, Y., Qureshib, F., Soob, J., Umukorod, P., Hernandez, R., . . . D. Kubzansky, L. (2020). Positive emotions and favorable cardiovascular health: A 20-year. 8.
- Koong Lin, H.-C., Wang, T.-H., Lin, G.-C., Cheng, S.-C., Chen, H.-R., & Huang, Y.-M. (2020). Applied Soft Computing Journal. 9.
- L, V., Jentsch, & T. Wolf, O. (2020). The impact of emotion regulation on cardiovascular, neuroendocrine and. *Department of Cognitive Psychology*, 9.
- Lee, C. M. (2005). Toward Detecting Emotions in Spoken Dialogs. 11.
- Lee, C., & S.S, N. (2005). Toward detecting emotion in spoken dialogs. *transactions on speech and audio processing*.
- Liao, W., Zeng, B., Zhang, W., Liu, J., Wei, P., & Cheng, X. (2021). Multi-level graph neural network for text sentiment analysis. 11.
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- Lupicinio Iñiguez, S. B. (2008). El estudio psicosocial de las emociones. *PSICO*, 13.
- Mariscal, J. (2012). Desarrollo de un segmentador fonético automático para habla expresiva basado en modelos ocultos de Markov. *Universidad Politécnica de Madrid*.
- Mukherjee, P., Badra, Y., Doppalapudiah, S., M., S., Sangwana, R., & Sharma, R. (2021). Effect of Negation in Sentences on Sentiment Analysis and Polarity. *Complex Adaptive Systems Conference Theme*, 10.
- Pang, B., & Lee, L. (2004). A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts. *Department of Computer Science*, 8.
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. *EMNLP*, 8.
- Park, S., Lee, J., & Kim, K. (2019). Semi-supervised distributed representations of documents for. 12.
- Seki, Y. (2021). Opinion Analysis Corpora Across Languages. *University of Tsukuba*, 13.
- Tao, J., & Tan, T. (2005). Affective computing. *International Conference on Affective computing and intelligent interaction*.
- Wanga, D., & Zhao, Y. (2019). Using News to Predict Investor Sentiment: Based on SVM Model. 9.

11 APENDICE

11.1 Apéndice A

```
import string
from collections import Counter

import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from nltk.stem import WordNetLemmatizer
from nltk.tokenize import word_tokenize

text = open('read.txt', encoding='utf-8').read()
lower_case = text.lower()
cleaned_text = lower_case.translate(str.maketrans('', '', string.punctuation))

# Using word_tokenize because it's faster than split()
tokenized_words = word_tokenize(cleaned_text, "english")

# Removing Stop Words
final_words = []
for word in tokenized_words:
    if word not in stopwords.words('english'):
        final_words.append(word)

# Lemmatization - From plural to single + Base form of a word (example better-> good)
lemma_words = []
for word in final_words:
    word = WordNetLemmatizer().lemmatize(word)
    lemma_words.append(word)

emotion_list = []
with open('emotions.txt', 'r') as file:
    for line in file:
        clear_line = line.replace("\n", '').replace(", ", '').replace(":", '').strip()
        word, emotion = clear_line.split(':')

        if word in lemma_words:
            emotion_list.append(emotion)
```

Figura 11.1: Algoritmo utilizado en método supervisado parte 1

```

w = Counter(emotion_list)
print(w)

def sentiment_analyse(sentiment_text):
    score = SentimentIntensityAnalyzer().polarity_scores(sentiment_text)
    print(score)
    if score['neg'] > score['pos']:
        print("Negative Sentiment")
    elif score['neg'] < score['pos']:
        print("Positive Sentiment")
    else:
        print("Neutral Sentiment")

sentiment_analyse(cleaned_text)

fig, ax1 = plt.subplots()
ax1.bar(w.keys(), w.values())
fig.autofmt_xdate()
plt.savefig('graph.png')
plt.show()

```

Figura 11.2: Algoritmo utilizado en método supervisado parte 2