



EDUCACIÓN

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico

Tesis de Maestría

Generación automática de humor utilizando un corpus
lingüístico de batallas verbales en idioma español

presentada por

Ing. Alberto Braulio Pérez

como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias de la Computación

Director de tesis

Dr. Noé Alejandro Castro Sánchez

Cuernavaca, Morelos, México. Junio de 2024.



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLOGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico
Departamento de Ciencias Computacionales



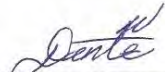
Cuernavaca, Mor., 30/mayo/2024


OFICIO No. DCC/057/2024
Asunto: Aceptación de documento de tesis
CENIDET-AC-004-M14-OFICIO

CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial de ALBERTO BRAULIO PÉREZ con número de control M21CE004, de la Maestría en Ciencias de la Computación, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis de grado titulado "GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE HUMOR UTILIZANDO UN CORPUS LINGÜÍSTICO DE BATALLAS VERBALES EN IDIOMA ESPAÑOL" y hemos encontrado que se han atendido todas las observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.


NOÉ ALEJANDRO CASTRO SÁNCHEZ
Director de tesis


DANTE MÚJICA VARGAS
Revisor 1


NIMROD GONZÁLEZ FRANCO
Revisor 2

C.c.p. Depto. Servicios Escolares.
Expediente / Estudiante



Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira, C. P. 62490, Cuernavaca, Morelos
Tel. 01 (777) 3627770, ext. 3202, e-mail: dcc@cenidet.tecnm.mx | cenidet.tecnm.mx



Cuernavaca, Mor., 05/junio/2024
No. De Oficio: SAC/183/2024
Asunto: Autorización de impresión de tesis

ALBERTO BRAULIO PÉREZ
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO
EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
P R E S E N T E

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado **"GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE HUMOR UTILIZANDO UN CORPUS LINGÜÍSTICO DE BATALLAS VERBALES EN IDIOMA ESPAÑOL"**, ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"Conocimiento y tecnología al servicio de la educación"



CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO

C. c. p. Departamento de Ciencias Computacionales
Departamento de Servicios Escolares

CMAZ/lmz



Dedicatoria

Mi tesis la dedico con todo mi amor y cariño a mi madre, por su amor incondicional, su apoyo incansable y por enseñarme el valor del esfuerzo y la perseverancia. Este logro no habría sido posible sin su constante aliento y cariño.

A mis hermanos, por su amor y apoyo brindado en todo momento, gracias a su paciencia, comprensión, apoyo y ejemplo.

A mi esposa e hijo, por su paciencia, comprensión y por estar a mi lado en cada momento, celebrando mis éxitos y brindándome consuelo en los desafíos. Gracias por ser mi mayor motivación.

Agradecimientos

La culminación de esta tesis ha sido posible gracias al apoyo y la colaboración de muchas personas, a quienes deseo expresar mi más sincero agradecimiento.

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por brindarme la salud, la fortaleza y la sabiduría necesarias para llevar a cabo este trabajo. Sin Su guía y bendición, este logro no habría sido posible.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico brindado durante mis estudios de maestría.

De igual manera agradezco al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) por brindarme la oportunidad, los medios y las atenciones recibidas durante mis estudios de maestría.

A mi director de tesis, el Dr. Noé Alejandro Castro Sánchez, por su guía, paciencia y dedicación a lo largo de todo el proceso. Sus valiosas sugerencias y comentarios han sido fundamentales para la realización de este trabajo.

A mi comité revisor, el Dr. Dante Mújica Vargas y al Dr. Nimrod Gonzalez Franco por su sabiduría y conocimiento compartido a lo largo de todo el proceso.

A mis profesores y compañeros del CENIDET, por su apoyo y contribuciones durante mi formación académica. Sus conocimientos y experiencias compartidas han enriquecido significativamente mi desarrollo profesional y personal.

A mi esposa Jazmín Galicia Ramos y a mi hijo Zabdiel Braulio Galicia, por su paciencia, comprensión y amor. Su apoyo constante y su fe en mí me han dado la fuerza para superar los desafíos y alcanzar mis metas.

A mi familia, por su amor incondicional y su apoyo en cada etapa de mi vida. A mi madre Alberta Pérez Allende por inculcarme el valor del esfuerzo y la dedicación, y a mis hermanos, Claudia Lizeth Braulio Pérez y Andrés Braulio Pérez, por estar siempre a mi lado, brindándome ánimo y apoyo.

Finalmente, quiero expresar mi gratitud a todas las personas que, de una forma u otra, han contribuido a la realización de esta tesis. A todos vosotros, mi más profundo agradecimiento.

Resumen

El humor ha sido objeto de investigación en las múltiples áreas por sus innumerables usos, una de las áreas en las que últimamente se investiga es en el ámbito computacional el cual busca replicar el humor a base de inteligencia artificial. Esta tesis se adentra en el fascinante ámbito de la generación automática de humor, con un enfoque particular en las batallas verbales en español. En un contexto donde el humor es fundamental para la comunicación y las interacciones sociales, el objetivo principal es replicar el ingenio de estas batallas verbales mediante métodos computacionales. Esto utilizando un corpus lingüístico de batallas verbales indexado que permite identificar el uso de cada chiste, dependiendo del usuario, con el que se pudo obtener un conjunto de chistes que pueden ser utilizados en una gran cantidad de situaciones sin necesidad de repetirse.

Abstract

Humor has been the subject of research in multiple areas due to its innumerable uses. One of the areas in which it has recently been investigated is in the computational field, which seeks to replicate humor based on artificial intelligence. This thesis delves into the fascinating realm of automatic humor generation, with a particular focus on verbal battles in Spanish. In a context where humor is fundamental for communication and social interactions, the main objective is to replicate the ingenuity of these verbal battles using computational methods. This using an indexed linguistic corpus of verbal battles that allows the use of each joke to be identified, depending on the user, with which it was possible to obtain a set of jokes that can be used in a large number of situations without needing to be repeated.

Índice

Capitulo I	: Introducción	1
I.I	Planteamiento del problema	1
I.II	Objetivos.....	2
I.II.I	Objetivo general	2
I.II.II	Objetivos específicos	2
I.III	Alcances y limitaciones	3
I.III.I	Alcances	3
I.III.II	Limitaciones.....	4
I.IV	Organización del documento.....	5
Capitulo II	Marco teórico	6
II.I	Humor.....	6
II.I.I	Teoría del humor.....	7
II.I.II	Tipos de humor	8
II.I.III	Características del humor	9
II.I.IV	Estructura clásica de un chiste	10
II.I.V	Tipos de chistes.....	10
II.II	Aprendizaje automático	11
II.III	Conceptos relacionados al lenguaje natural.....	12
II.III.I	N-Gramas	12
II.III.II	Procesamiento del lenguaje natural	12
Capitulo III	Estado del arte	14
III.I	Detección automática del humor.....	14
III.II	Generación automática del humor.....	33
III.III	Generación automática de lenguaje natural.....	39
III.IV	Discusión.....	42
Capitulo IV	Método de solución	47
IV.I	Módulo de generación de corpus	47
IV.I.I	Transcripción	47
IV.I.II	Etiquetado	51

IV.I.III	Clasificación.....	55
IV.I.IV	Corpus generado.....	56
IV.II	Módulo de detección de tema del chiste.....	57
IV.III	Módulo de generación de chiste.....	61
IV.III.I	Indexación de la información extralingüística.....	63
IV.III.II	indexación del chiste.....	65
IV.III.III	Funcionamiento.....	66
IV.III.IV	Mostrar chiste.....	67
IV.IV	Módulo de interfaz.....	68
IV.IV.I	Inicio.....	68
IV.IV.II	Cuestionario.....	69
IV.IV.III	Avatar y Chat.....	70
Capitulo V	Experimentación y resultados.....	72
V.I	Experimentación.....	72
V.II	Resultados.....	73
V.II.I	Generación automática del humor.....	73
V.II.II	Encuesta.....	88
V.II.III	Clasificador empírico.....	94
V.III	Discusión de resultados.....	94
Capitulo VI	Conclusiones.....	97
VI.I	Productos y aportaciones.....	97
VI.II	Conclusiones.....	98
VI.III	Trabajo futuro.....	99
Capitulo VII	Referencias.....	101

Índice de tablas

Tabla 1 Resumen de las diferencias críticas entre las tres teorías clásicas del humor	8
Tabla 2 Comparativa de los resultados entre TCSD y CLNB.....	17
Tabla 3 Conjunto de datos para MMNSS	19
Tabla 4 Resultados de MMNSS y otros modelos de clasificación del sarcasmo	19
Tabla 5 Resultados de HEMOS.....	21
Tabla 6 Resultados de modelo propuesto por Jain, Kumar, & Garg, 2020	22
Tabla 7 Etiquetas y total de datos obtenidos.....	23
Tabla 8 Resultados de los algoritmos de clasificación	23
Tabla 9 Comparación de resultados con el modelo propuesto por Y. Ren, Ji, & Ren (2018)	25
Tabla 10 Resultados de la clasificación usando características relativas a la ambigüedad.....	31
Tabla 11 Resultados de la clasificación usando características relativas a la polaridad	31
Tabla 12 Resultados de la clasificación usando características en cuanto a ambigüedad.....	31
Tabla 13 Resultados de la clasificación usando características relativas a la polaridad, lo inesperado, los escenarios.....	32
Tabla 14 Métricas para asignación de valores de palabras utilizadas en GAG	35
Tabla 15 Métricas de evaluación de paráfrasis	40
Tabla 16 Resultados de Alpha y Accuracy para la generación automática de textos	41
Tabla 17 Tabla comparativa del estado del arte “Detección automática del humor”	43
Tabla 18 Tabla comparativa del estado del arte “Generación automática del humor”	45
Tabla 19 Tabla comparativa del estado del arte “Generación automática del lenguaje natural”	46
Tabla 20 Ejemplo de separación de texto por turnos	49
Tabla 21 Ejemplo de separación de chistes	49
Tabla 22 Ejemplo de corrección de chistes.....	50
Tabla 23 Ejemplo de agregación de signos de puntuación	51
Tabla 24 Niveles de ofensa	53
Tabla 25 Dirección del chiste	53
Tabla 26 Ejemplo de dirección del chiste.....	54
Tabla 27 Ejemplos de clasificación.....	55
Tabla 28 Corpus.....	57
Tabla 29 Diccionario	57

Tabla 30 Ejemplos de la primera regla semántica.....	59
Tabla 31 Ejemplos de la segunda regla semántica.....	60
Tabla 32 Ejemplos de cambio de palabras.....	62
Tabla 33 Ejemplos de eliminación de palabras extras	62
Tabla 34 Ejemplos de estructura del chiste en segunda persona	63
Tabla 35 indexación de la información extralingüística	63
Tabla 36 Ejemplo de la indexación de la información extralingüística	64
Tabla 37 Indexación del chiste.....	66
Tabla 38 Ejemplo de la indexación del chiste	66
Tabla 39 Ejemplo de la etiqueta "[nombre]"	68
Tabla 41 Pruebas de batallas realizadas.....	74
Tabla 42 Resultados del clasificador empírico	94

Índice de figuras

Figura 1 Arquitectura del modelo propuesto MMNSS	18
Figura 2 Método de solución.....	47
Figura 3 Expresión de negativa en el publico.....	52
Figura 4 Expresión negativa en el receptor del chiste de insulto	52
Figura 5 Ejemplo del corpus	56
Figura 6 Primera regla semántica	59
Figura 7 Segunda regla semántica	60
Figura 8 Clasificador empírico.....	61
Figura 9 Partes de la indexación del chiste.....	65
Figura 10 validación del uso de chiste.....	67
Figura 11 Vista de inicio.....	68
Figura 12 Frecuencia de uso de temas.....	69
Figura 13 Cuestionario.....	70
Figura 14 Ejemplo de un avatar	71
Figura 15 Chat.....	71
Figura 16 Chistes de las batallas con participantes reales.....	86
Figura 17 Chistes de las pruebas nueve y 10.....	88
Figura 18 Cuestionario de evaluación de humor	90
Figura 19 Coincidencia del nivel de ofensa.....	91
Figura 20 Aciertos y errores en el nivel de ofensa.....	92
Figura 21 Chiste más gracioso	92
Figura 22 Chiste más gracioso	93
Figura 23 Incomodidad de los chistes.	94

Capítulo I : Introducción

En este capítulo se exponen los aspectos fundamentales del trabajo realizado, como la descripción del problema y su relevancia en el ámbito académico. Asimismo, se justifica la investigación y se presentan los objetivos del trabajo, tanto el general como los específicos, y se los alcances y limitaciones del estudio. Finalmente, se presenta la organización del documento, detallando la estructura y el contenido de cada uno de los capítulos.

La presente investigación se sumerge en el fascinante mundo de la generación automática de humor, explorando específicamente el ámbito de las batallas verbales en el idioma español. En un contexto en el cual el humor desempeña un papel crucial en la comunicación y las interacciones sociales, este estudio se propone replicar el ingenio empleado en las batallas verbales a través de un enfoque computacional.

La base teórica de esta investigación se sustenta en la comprensión profunda de los conceptos humorísticos, la teoría del humor y las diversas formas de expresión cómica. Se aborda la versatilidad del humor, su variabilidad según factores culturales, lingüísticos y sociales, así como las teorías clásicas de la psicología del humor, que incluyen la teoría del alivio, la teoría de la superioridad y la teoría de la incongruencia.

I.1 Planteamiento del problema

El humor ha sido objeto de investigación en diversas áreas del conocimiento, tales como psicología, filosofía, medicina, ciencias sociales, lingüística, literatura y ciencias de la computación, debido a su capacidad para ser utilizado en distintos contextos y con diversos fines. En la actualidad, se ha identificado una tendencia en el uso del humor en las llamadas "batallas verbales", que consisten en discusiones con un enfoque humorístico y, en la mayoría de los casos, con lenguaje procaz en las que intervienen dos o más participantes. En estas situaciones, el humor utilizado suele basarse en insultos enfocados en temas de chistes negros, chistes azules y aspectos físicos.

En el área de Ciencias de la Computación, se han llevado a cabo numerosos estudios sobre la detección y generación automática del humor. Los trabajos existentes relacionados con la detección automática del humor se han enfocado en la detección de diferentes tipos de humor, como los chistes de una sola línea (*oneliners*), los insultos y los albures.

Una técnica comúnmente utilizada en la generación automática del humor es la de reemplazo léxico, que implica el uso de plantillas predefinidas o la sustitución de palabras en oraciones sin alterar el mensaje que se transmite. Sin embargo, esta técnica no es adecuada para interactuar con personas en situaciones desconocidas, ya que no toma en cuenta información extralingüística adicional como el aspecto físico de las personas, la religión que profesan o su estado civil, entre otros, que podrían ser utilizados para generar humor.

Este trabajo propone generar humor de manera dinámica a través de la interacción con un ser humano, replicando el humor utilizado en las batallas verbales en el idioma español mexicano, pero, a diferencia de las técnicas de generación automática del humor que se basan en plantillas predefinidas o sustitución léxica, esta propuesta considera información extralingüística para adaptar el humor generado.

I.II Objetivos

I.II.I Objetivo general

Desarrollar un sistema de generación de humor en idioma español mexicano utilizando un corpus de batallas verbales e incorporando información extralingüística.

I.II.II Objetivos específicos

- Detectar patrones y características que se asocian con el humor en chistes de tipo insulto obtenidos de videos de batallas verbales.
- Identificar las temáticas sobre las cuales se realizan los chistes utilizados en batallas verbales a través de reglas semánticas y diccionarios.

- Obtener información del oponente a través de una interfaz para utilizarse en la generación de los chistes.
- Desarrollar un algoritmo que utilice información de un corpus con humor de tipo insulto para generar chistes.
- Evaluar la calidad del humor de los chistes generados utilizando una encuesta en línea con un grupo de usuarios nativos de español.

I.III Alcances y limitaciones

I.III.I Alcances

Estos alcances delimitan las áreas específicas que abordará la investigación, asegurando una aproximación focalizada y rigurosa hacia la comprensión y replicación del humor en el contexto de batallas verbales.

Replicación del Humor en Batallas Verbales: La investigación se centrará en identificar, analizar y replicar los elementos humorísticos utilizados en batallas verbales previas. Se buscará comprender los diversos estilos y técnicas de humor empleados durante estos intercambios verbales.

Interacción en Tiempo Real: El alcance incluye la realización de batallas verbales en tiempo real con participantes reales. Se llevará a cabo una interacción directa para evaluar la efectividad y la autenticidad de la replicación del humor en contextos de comunicación en tiempo real.

Moderación del Nivel de Agresividad: Se implementará un enfoque integral para moderar el nivel de agresividad de los mensajes humorísticos generados durante las interacciones. Esto implica desarrollar estrategias efectivas para mantener un tono respetuoso y evitar cualquier forma de hostilidad verbal.

Análisis de Patrones y Técnicas Humorísticas: La investigación se enfocará en analizar patrones específicos y técnicas utilizadas en el humor durante las batallas verbales. Se identificarán elementos recurrentes y se buscará comprender cómo estos contribuyen al tono general de la interacción.

Ámbito de Aplicación: El estudio se enfocará en contextos de interacción verbal digital, como redes sociales, plataformas de mensajería instantánea o entornos virtuales.

I.III.II Limitaciones

Ingreso Manual de Información Extralingüística: Debido a restricciones técnicas, la información extralingüística necesaria para la interacción, como el aspecto físico e información personal del usuario será ingresada manualmente.

Generación de Frases Humorísticas a partir de Corpus: La construcción de las frases humorísticas se basará en un corpus preexistente. Esta limitación podría afectar la capacidad del modelo para adaptarse a contextos específicos y generar respuestas completamente novedosas, ya que la creatividad estará condicionada por el contenido del corpus utilizado.

Dependencia de la Interpretación del Usuario: El grado de humor de las frases generadas dependerá en gran medida de la interpretación individual de cada usuario. Dada la naturaleza subjetiva del humor, la percepción y la apreciación de las respuestas humorísticas pueden variar significativamente entre participantes, afectando la consistencia en la evaluación de la replicación del humor.

Restricciones en la Interpretación de Matices Verbales: Dada la complejidad de la interpretación de matices verbales, el modelo puede enfrentar dificultades para captar sutilezas contextuales y ajustarse de manera precisa a la dinámica de la interacción verbal en tiempo real.

Limitación a Plataformas Digitales Específicas: La investigación se limitará a contextos de interacción verbal digital, excluyendo interacciones cara a cara u otros canales de comunicación no digitales. Esto podría afectar la generalización de los resultados a diferentes contextos de interacción.

Desafíos en la Adaptación a Cambios de Contexto: La capacidad del modelo para adaptarse a cambios rápidos en el contexto de la interacción podría ser limitada. Factores externos no anticipados podrían influir en la efectividad de la replicación del humor en tiempo real.

Estas limitaciones se reconocen como parte integral de la investigación y se presentan de manera transparente para contextualizar las restricciones bajo las cuales se

llevará a cabo el estudio, brindando una comprensión clara de las áreas donde la investigación podría encontrar desafíos o limitaciones.

I.IV Organización del documento

La estructura de la presente tesis se desglosa de la siguiente manera:

Capítulo 2: Fundamentos Teóricos En este capítulo, se efectúa una detallada exposición de los conceptos teóricos que constituyen la base fundamental para el desarrollo de la investigación. Se abordan los fundamentos esenciales que resultan imperativos para la comprensión profunda de las temáticas tratadas en la tesis, proporcionando así un marco conceptual robusto.

Capítulo 3: Revisión de la Literatura Este capítulo se dedica a llevar a cabo un análisis exhaustivo de los trabajos más recientes vinculados a la detección del humor, la generación automática del humor y la generación automática de lenguaje natural. Se resaltan las contribuciones significativas y se delimitan las limitaciones inherentes a cada enfoque, ofreciendo una visión completa y actualizada del campo de estudio.

Capítulo 4: Desarrollo de la Solución Propuesta En este capítulo, se proporciona una descripción detallada de la solución propuesta. Se explora minuciosamente la generación del corpus, el funcionamiento del clasificador de tema, el proceso de generación de chistes y la implementación de la interfaz web, ofreciendo así una comprensión integral de la metodología empleada en la investigación.

Capítulo 5: Casos de Estudio y Análisis de Resultados En esta sección, se detallan los casos de estudio llevados a cabo, junto con los resultados obtenidos y una discusión profunda de los mismos. Se aborda de manera crítica la interpretación de los resultados, proporcionando una evaluación rigurosa del impacto y la eficacia de la solución desarrollada.

Capítulo 6: Conclusiones y Recomendaciones Finalmente, en el último capítulo, se exponen los productos y aportaciones derivados de la investigación. Se presentan las conclusiones obtenidas a partir de los resultados analizados y se ofrecen recomendaciones

específicas para investigaciones futuras. Este capítulo constituye el cierre reflexivo y propositivo de la tesis, consolidando así el trabajo realizado y delineando perspectivas para futuras investigaciones en el ámbito estudiado.

Capítulo II Marco teórico

En el presente capítulo, se exponen las teorías que sustentan el desarrollo de la presente tesis. Inicialmente, se introduce una revisión de los conceptos de humor según diversos autores, donde se realiza un análisis pormenorizado de la teoría del humor, así como una clasificación de los tipos de humor y chistes existentes. Posteriormente, se aborda el enfoque computacional en el análisis humorístico. Por último, se lleva a cabo una exploración de conceptos relevantes en el ámbito del procesamiento del lenguaje natural, consolidando así una fundamentación teórica integral que respalda el enfoque multidisciplinario de la investigación. Este análisis teórico provee una base sólida para la comprensión y contextualización de los aspectos clave que guían el estudio, situándolo dentro de un marco teórico pertinente y actualizado.

II.1 Humor

El humor, un componente indiscutiblemente significativo en la interacción humana, desempeña roles diversos que abarcan desde la mitigación de momentos difíciles hasta la forja de conexiones emocionales. Su naturaleza multifacética se manifiesta en su capacidad para adaptarse a distintos contextos, incluyendo variables culturales, lingüísticas, etarias y sociales, y se destaca su susceptibilidad a la interpretación subjetiva, donde lo que resulta gracioso para uno puede no serlo para otro.

La visión de Eastman (2009) aporta una perspectiva intrigante al afirmar que el humor es esencialmente un juego, sugiriendo que cualquier definición, teoría o explicación del humor debe basarse en la distinción entre lo juguetón y lo serio. Esta conceptualización plantea el humor como un fenómeno abstracto e indefinible, agregando una capa de complejidad a su comprensión.

Martin & Ford (2018), por su parte, definen el humor como cualquier expresión que provoque risa en los demás, abordando tanto los procesos mentales involucrados en la

creación y percepción del estímulo humorístico como la respuesta emocional de disfrute generada. En contraste, la Real Academia Española concibe el humor como una forma de presentar la realidad resaltando su aspecto cómico o ridículo, evidenciando la diversidad de perspectivas sobre este fenómeno.

Freud (1927) aporta una dimensión psicológica al describir el humor como la operación defensiva más elevada frente a la posibilidad de sufrimiento. Su enfoque destaca el carácter liberador, grandioso y patético del humor, subrayando su capacidad para ayudar a las personas a enfrentar situaciones difíciles y encontrar consuelo en momentos de dolor. Esta riqueza conceptual proveniente de diversas fuentes ofrece un panorama integral que enriquece la comprensión del papel del humor en la experiencia humana.

II.I.I Teoría del humor

En el marco de la psicología del humor, se destacan tres teorías clásicas que han contribuido significativamente a la comprensión de este fenómeno: la teoría del alivio, la teoría de la superioridad y la teoría de la incongruencia. Cada una de estas corrientes teóricas ofrece un enfoque único para abordar la naturaleza del humor.

La teoría del alivio postula que la alegría y la risa encuentran su origen en la satisfacción de necesidades personales. Esta perspectiva sugiere que el humor actúa como un mecanismo para aliviar tensiones y satisfacer impulsos individuales, revelando así una conexión intrínseca entre la expresión humorística y el bienestar personal.

La teoría de la superioridad, por su parte, propone que la risa tiene como propósito elevar la autoestima. Desde este enfoque, el humor se convierte en una herramienta que permite a las personas sentirse superiores o moralmente superiores en comparación con otros. Esta dimensión social del humor destaca su función como mecanismo de afirmación y fortalecimiento de la autoimagen.

La teoría de la incongruencia se centra en la percepción e interpretación de eventos humorísticos. Desde este punto de vista, la risa surge cuando se produce una disonancia

cognitiva o una sorpresa inesperada, lo que genera un estado de incongruencia que activa la respuesta humorística.

En la primera mitad del siglo XX, la teoría psicoanalítica de Freud ejerció una influencia considerable en la comprensión del humor psicológico. Según Freud (1935), cada individuo alberga un caldero hirviente de motivos y deseos en conflicto. En su perspectiva, propuso tres categorías relacionadas con la risa: Boma o ingenio, Humor y cómico. Estas categorías representan diferentes manifestaciones de la expresión humorística en la dinámica psíquica individual.

En la Tabla 1 proporciona las tres teorías psicológicas clásicas del humor.

Tabla 1 Resumen de las diferencias críticas entre las tres teorías clásicas del humor

Teoría	Enfoque primario	Mecanismos explicativos
Alivio	Motivacional: necesidades intrapersonales	Alivio de tensiones
Superioridad	Motivacional: motivos interpersonales	Mejora de la autoestima
Incongruencia	Cognitivo: percepción e interpretación	Percepción de incongruencia inesperada de un estímulo o evento

II.I.II Tipos de humor

En su artículo titulado "Clasificación automática de humor en Twitter" (Raz, 2012), el autor presenta una taxonomía exhaustiva de los diversos tipos de humor que se encuentran en la plataforma. La clasificación propuesta abarca una amplia gama de expresiones humorísticas presentes en el contexto de Twitter. Los tipos de humor identificados son los siguientes:

1. **Anécdotas**
2. **Fantasia**
3. **Insulto**
4. **Ironía**
5. **Bromas**

6. **Observacional**
7. **Cotización**
8. **Juego de roles**
9. **Autodesprecio**
10. **Vulgaridad**
11. **Juego de palabras**

Esta clasificación proporciona un marco conceptual que permite categorizar y comprender la diversidad de expresiones humorísticas presentes en la plataforma de microblogging. Cada categoría refleja una modalidad única de manifestación del humor, lo que contribuye a la comprensión detallada de la variedad de contenidos humorísticos que los usuarios comparten en el entorno de Twitter, y subraya la complejidad y riqueza de las formas de humor digital.

II.I.III Características del humor

Mihalcea & Strapparava (2005) proponen que la incorporación de la jerga de adultos en el humor y las bromas es una característica recurrente. Esta observación se vincula estrechamente con la teoría del alivio, la cual postula que el humor cumple la función de liberar la tensión al permitir la expresión de impulsos sexuales y agresivos que, de otro modo, estarían socialmente prohibidos.

A continuación, se presentan algunos recursos humorísticos identificados por Mihalcea & Strapparava (2005), contextualizando su relación con teorías específicas del humor:

Antonimia: La antonimia, según Mihalcea & Strapparava (2005), constituye una base frecuente para el humor al estar asociada con la teoría de la incongruencia. Esta teoría sostiene que el humor surge al percibir una discrepancia entre lo esperado y lo que realmente ocurre. En el ámbito del humor, la antonimia se emplea con frecuencia para negar afirmaciones previas, generando así un enfoque humorístico. Este recurso se utiliza especialmente en el sarcasmo y la ironía, donde la negación o contradicción de un hecho tiene la intención de burlarse.

Aliteración: La aliteración, definida por la Real Academia Española como la "repetición de sonidos en un verso o un enunciado con fines expresivos," es señalada por Mihalcea & Strapparava (2005) como un recurso que puede generar un efecto humorístico al crear un juego de palabras. Este mecanismo no solo captura la atención del lector, sino que también contribuye al tono humorístico de la expresión.

Barbarie: El término "barbarie," como lo define Oxford Languages, se asocia con la actitud de personas o grupos que actúan fuera de las normas culturales y éticas, manifestando comportamientos salvajes, crueles o carentes de compasión hacia la vida o la dignidad de los demás. Mihalcea & Strapparava (2005) destacan que la barbarie se emplea en chistes negros y chistes de insulto, donde la crueldad derivada de la falta de educación, instrucción y talento se convierte en un componente esencial del humor.

Estas observaciones ilustran la conexión intrincada entre los recursos humorísticos identificados y las teorías que explican su eficacia en la generación de respuestas humorísticas. En conjunto, estas características contribuyen a la diversidad y complejidad del fenómeno del humor.

II.I.IV Estructura clásica de un chiste

La estructura clásica de un chiste que consiste en una introducción que plantea un escenario al público y lo adentra en una situación y el remate que contiene una conclusión inesperada y divertida de la situación planteada en la introducción, el remate se distingue por ser la parte graciosa del chiste, en algunas ocasiones los chistes pueden contener una tercera parte conocida como replica que repite el remate con el fin de ser más gracioso o incluye un remate nuevo

II.I.V Tipos de chistes

Chistes Azules: Los chistes azules, destacados como los más populares en el ámbito digital, han adquirido notoriedad en Internet. Este género de humor, según Ahuja et al. (2018), se caracteriza por su asociación primordial con desnudos explícitos, contenido sexual y el uso de jergas. La naturaleza audaz de estos chistes ha contribuido a su

prominencia en el espacio cibernético, donde la libertad de expresión y la transgresión de límites sociales son más notables.

Chistes Negros: El humor negro, según Luna (2013), no constituye simplemente una categoría separada de sentido del humor, sino más bien un enfoque que lleva el humor a sus extremos. Se sitúa en el límite de lo que puede resultar cómico, desafiando prejuicios morales arraigados. Este tipo de humor, que apela a la inteligencia y la imaginación, presenta la vida desde una perspectiva absurda y ridícula. Los chistes negros abordan temáticas oscuras, tales como violencia, corrupción, discriminación, enfermedad, sexualidad, religión y aspectos físicos, explorando la irreverencia como medio para la reflexión crítica y la desmitificación de tabúes.

Chistes de Insulto: Los chistes de insulto, si bien comparten similitudes temáticas con los chistes negros y azules, se distinguen por estar dirigidos principalmente a individuos específicos. Ahuja et al. (2018) señalan que estos chistes suelen emplear palabras en primera y segunda persona, haciendo uso de un humor de autocrítica o dirigiéndose directamente a alguien. A menudo, estos chistes adoptan un tono personalizado, centrándose en la individualidad del sujeto objeto del insulto, y pueden ser interpretados como una manifestación más puntual y dirigida de la irreverencia característica de otros géneros humorísticos más amplios.

II.II Aprendizaje automático

El aprendizaje automático se conceptualiza como un proceso automatizado que tiene la capacidad de identificar y extraer patrones inherentes a conjuntos de datos específicos. En este contexto, diversos enfoques han sido desarrollados para abordar distintas modalidades de aprendizaje automático. Además del aprendizaje supervisado, se destacan otras variantes, tales como el aprendizaje no supervisado, el aprendizaje semi-supervisado y el aprendizaje reforzado (Kelleher & D'Arcy, 2021). Cada uno de estos enfoques representa estrategias distintas para la adquisición de conocimiento a partir de datos, proporcionando un marco integral que abarca diversas facetas del campo del aprendizaje automático.

II.III Conceptos relacionados al lenguaje natural

II.III.I N-Gramas

Un n-grama se define como una secuencia de n palabras, siendo un 2-grama (también conocido como bigrama) una secuencia de dos palabras, por ejemplo, "gire por favor", "gire su" o "su tarea". Asimismo, un 3-grama (o trigram) constituye una secuencia de tres palabras, como "gire su tarea" o "gire su tarea" (Jurafsky & Martin, 2009). En esencia, los n-gramas representan una herramienta fundamental en el análisis lingüístico y la modelización del lenguaje, descomponiendo el texto en unidades significativas que facilitan la comprensión y extracción de patrones en el discurso.

II.III.II Procesamiento del lenguaje natural

Corpus lingüístico: Desde una perspectiva etimológica, la palabra "corpus" tiene su origen en el latín y se traduce como "cuerpo", donde dicho cuerpo se refiere al texto en su conjunto. Un corpus puede estar compuesto por diversos tipos de texto, ya sea un solo libro, varios libros, una revista o incluso un artículo de periódico. Además, los textos que integran un corpus pueden abarcar una amplia variedad de géneros textuales, incluyendo literarios, científicos o de lenguaje coloquial (Martínez, 2016). Esta concepción amplia y flexible del corpus refleja su capacidad para abarcar y representar la diversidad del lenguaje y la comunicación en distintos contextos.

Procesamiento: El procesamiento en el contexto del análisis de texto se define como las transformaciones aplicadas a los datos crudos con el propósito de obtener información uniforme y libre de elementos que puedan considerarse como ruido, facilitando así la gestión eficiente del texto. Estas transformaciones pueden incluir la eliminación de puntuaciones, caracteres, números, enlaces y ciertas palabras que se perciben como carentes de contenido relevante (Vidiyala, 2020). Este proceso de preprocesamiento contribuye a la mejora general de la calidad de los datos, preparándolos para un análisis más efectivo.

Lematización: La lematización se refiere al acto de realizar las acciones correctamente mediante el uso de vocabulario y análisis morfológico de las palabras

(Vidiyala, 2020). En este contexto, la lematización busca simplificar las formas flexionadas o derivadas de las palabras a sus formas base o lemas. Esta técnica es esencial para asegurar que las palabras se representen de manera consistente, lo que facilita la comprensión y el análisis semántico del texto.

Tokenización: La tokenización es el proceso mediante el cual el texto se divide en fragmentos más pequeños conocidos como tokens. Cada token se convierte en una entrada individual para el algoritmo de aprendizaje automático, actuando como una característica independiente (Vidiyala, 2020). Esta descomposición del texto en unidades más manejables permite una representación más estructurada y eficaz para su posterior procesamiento y análisis, contribuyendo así a la extracción de patrones y características relevantes.

Capítulo III Estado del arte

Los trabajos que se presentan en este capítulo son el resultado de un análisis de la literatura, se utilizaron los buscadores de Scimedirect, Springerlink, ACL Anthology y ACM DL y con las palabras clave ‘Humor’, ‘Sarcasmo’, ‘Humor computacional’, ‘Ironía’, ‘Generación automática del humor’ y ‘Generación de lenguaje natural’, obteniendo un total de 23 artículos. Los trabajos seleccionados abarcan tres áreas temáticas distintas, teniendo 15 artículos dedicados a la detección automática del humor, 5 enfocados en la generación automática del humor, y 3 centrados en la generación de lenguaje natural.

En la primera área temática se tratan los trabajos existentes que intentan cumplir con la tarea de detectar humor, ya sea chistes one_liner, chistes de insulto, sarcasmo, ironía, entre otros; en la segunda área temática se encuentran los trabajos que generan cualquier tipo humor y que abordan el problema utilizando un enfoque lingüístico, así como las técnicas, métodos y evaluación del humor; en la última área temática se abortan los trabajos pertenecientes al área de generación de lenguaje natural o NLG (por sus siglas en inglés *Natural Language Generation*).

III.I Detección automática del humor

Detección de sarcasmo en el procesamiento del lenguaje natural

De acuerdo con el artículo de Ashwitha et. al., (2021) presenta un marco de automatización diseñado para la detección de comentarios sarcásticos en la plataforma Twitter. La propuesta se fundamenta en la combinación de enfoques que incluyen análisis léxico, patrones, aprendizaje automático y contexto. En este marco, se emplea una técnica de extracción de características para obtener atributos distintivos de los comentarios, seguido por el entrenamiento de un modelo de clasificación LSTM (Long-Short Term Memory o memoria a corto plazo). Se evalúan varios métodos de clasificación, como máquinas de soporte vectorial (SVC), bosques aleatorios y árboles de decisión, con el objetivo de medir su precisión en la detección de comentarios sarcásticos.

El proyecto se organiza en cinco secciones específicas:

1. **Descarga de Tweets:** Utilización de Twippy para la descarga eficiente de tweets.

2. **Preprocesamiento:** Limpieza de los datos recibidos para eliminar elementos como puntuación y marcas.
3. **Word2Vec:** Creación de un vector de datos limpios para su uso posterior en fases posteriores del proyecto.
4. **Proyecto:** Incluye tareas comunes, como precisión, que se invocan repetidamente para diversas iteraciones del modelo.
5. **Principal:** Esta sección actúa como el núcleo central donde convergen todas las funciones del proyecto.

El método propuesto emplea agrupación por pares para identificar la falsedad, examinando la palabra clave y el uso de los tweets. Se destaca la propuesta de identificación de una palabra clave objetiva junto con una expresión, independientemente de que la palabra sea utilizada de manera estricta o sarcástica.

En la fase de aprendizaje, se recopila un conjunto de datos compuesto por tweets que contienen palabras clave y han sido etiquetados como #sarcásticos o #sarcasmo, basándose en la premisa de que el sarcasmo se utiliza con frecuencia para expresar tanto sentimientos positivos como negativos. Los resultados de las pruebas evidencian que el enfoque propuesto alcanza tasas de precisión que oscilan entre el 90% y el 96%, validando la efectividad del marco de automatización en la detección de comentarios sarcásticos en la plataforma Twitter.

Detección de humor a través de una red neuronal interna y externa

En el marco de este estudio, los autores introducen una red neuronal interna y externa denominada IEANN, diseñada específicamente para la detección del humor en frases de una sola línea (Fan et al., 2020). En este contexto, IEANN se somete a una comparación exhaustiva con otras herramientas de clasificación ya existentes en el ámbito.

La red neuronal IEANN se focaliza en la identificación de características humorísticas, con especial énfasis en la incongruencia y ambigüedad presentes en las frases. Para la detección de ambigüedad, IEANN utiliza mecanismos de atención que se

centran en palabras ambiguas. Este enfoque permite a IEANN reconocer el humor en frases breves que emplean un número reducido de palabras para transmitir un efecto humorístico.

Con el propósito de llevar a cabo una comparación efectiva entre IEANN y otras herramientas, se recopilaron conjuntos de datos humorísticos y no humorísticos, los cuales se dividen en dos categorías:

1. **Juego de Palabras del Día:** Se obtuvieron 2423 datos humorísticos de sitios web de humor destacados y punoftheDay.com. Los datos no humorísticos proceden de diversas fuentes, como páginas web de noticias (ap news, yahoo! Respuestas, New York Time), refranes, Proverbios y namely, sumando un total de 2403 datos.
2. **Conjunto de Datos de Una Sola Línea:** Este conjunto abarca 16,000 frases sencillas, recolectadas mediante un algoritmo de arranque web implementado para recopilar automáticamente frases ingeniosas de sitios web de humor reconocidos. Los datos no humorísticos se obtuvieron de artículos de noticias publicados en Reuters news.

La comparación de los resultados de IEANN con otros clasificadores revela mejoras significativas en el rendimiento. En el caso de juegos de palabras, se observa una mejora del 3%, mientras que, en frases de una sola línea, la mejora es del 0.15% en comparación con otros clasificadores. Estos resultados destacan la capacidad de IEANN para mejorar de manera significativa la eficiencia en la detección de humor, respaldando su relevancia y utilidad en este contexto específico.

TCS D: Detección de sarcasmo basada en la coincidencia de términos de tendencias de Twitter

La técnica TCS D (Text-based Contextual Sarcasm Detection) se emplea para la detección de sarcasmo a través del análisis de sentimientos (Sonawane & Kolhe, 2020). El corpus utilizado para el entrenamiento se configura con tweets, cada uno etiquetado como negativo (sin sarcasmo) o positivo (con sarcasmo). Se seleccionaron características del corpus basadas en la coocurrencia de registros etiquetados como positivos y negativos. Para esta selección, se aplicó un esquema de evaluación de la varianza denominado t-test, que

permitió identificar las características óptimas relacionadas con cada palabra en el léxico asociado a sentimientos negativos y positivos.

El conjunto de datos utilizado en la experimentación consta de 22,000 tweets divididos en dos grupos etiquetados con sentimientos negativos (11,000 datos) y positivos (11,000 datos). Cada conjunto de datos se segmenta en cuatro acciones equivalentes, de las cuales tres se destinan al entrenamiento del modelo propuesto. Las etiquetas de registros de la acción restante se eliminan y se especifican como entrada para el método TCSD propuesto, así como para el modelo CLNB propuesto por Rathan y Suchithra (2017). Este enfoque permite comparar y evaluar la eficacia del método TCSD en la detección de sarcasmo en comparación con un modelo previamente propuesto. Los experimentos se llevaron a cabo en cuatro pliegues, los resultados se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2 Comparativa de los resultados entre TCSD y CLNB

Id pliegue	Precisión		Accuracy	
	TCSD	CLNB	TCSD	CLNB
1	0.93314	0.90171	0.93477	0.88398
2	0.94215	0.91142	0.93147	0.88968
3	0.93131	0.91557	0.94176	0.89136
4	0.94413	0.92733	0.93364	0.89704

El promedio de la precisión obtenida para el método TCSD es de 0.93 y en CLNB es de 0.91, lo que demuestra que el TCSD funciona mejor en comparación con el método CLNB. Se concluye que el análisis de sentimientos es un objeto clave en la era de las redes sociales y los léxicos, la jerga de adulto y el sarcasmo se utilizan para detectar la poridad de sentimientos.

Detección de sarcasmo con semántica de sentimiento mejorada en varios niveles Red de memoria (Ren et al., 2020)

De acuerdo con Ren et al., (2020) propone una red neuronal convolucional (CNN) mejorada para la detección del sarcasmo. El modelo propuesto es llamado MMNSS (*Multi-level Memory Network based on Sentiment Semantics*) o red de memoria multinivel basada

en la semántica de sentimientos) que obtiene la semántica del sentimiento. MMNSS tiene el propósito de capturar el contraste de la polaridad de los sentimientos en una oración considerando información local, contextual y la información que puede capturar el contraste de sentimiento en la oración para detectar el sarcasmo, esto es así ya que las expresiones del sarcasmo involucran dos factores que son:

- El contraste de polaridad de sentimiento en la oración
- El contraste entre el sentimiento transmitido y la situación

La arquitectura general del modelo MMNSS se muestra en la Figura 1. El modelo MMNSS obtiene la semántica de sentimiento mediante la red de memoria de primer nivel que se muestra en (a) y (b). Se captó el contraste entre sentimiento y sentimiento o situación calculando la intra-atención entre la semántica del sentimiento y todas las palabras de la oración. Para ayudar a la falta de información local en la red de memoria, se aplicó un modelo CNN (red neuronal convolucional) mejorado que se muestra en (c).

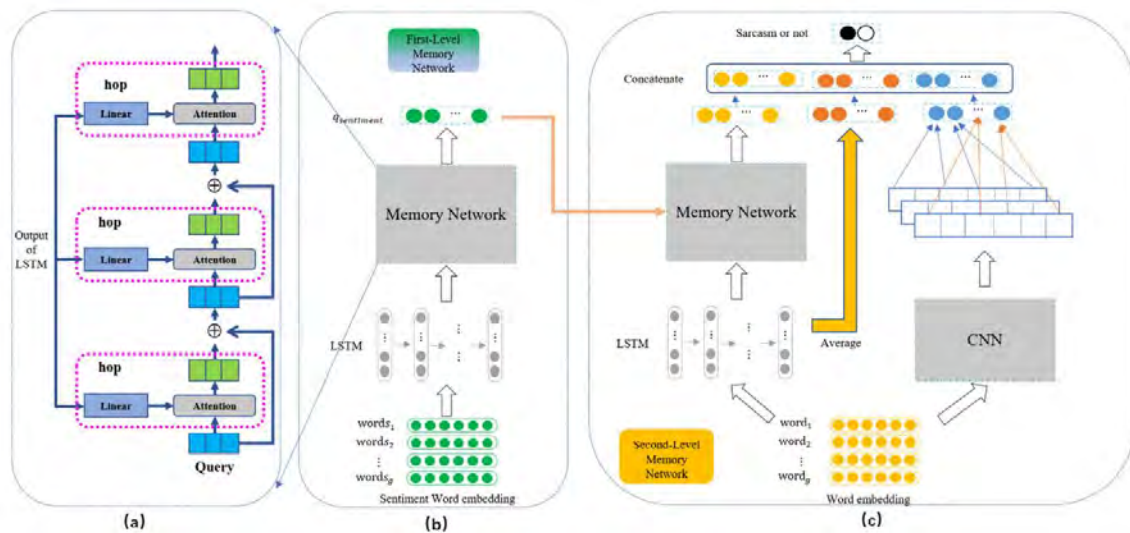


Figura 1 Arquitectura del modelo propuesto MMNSS

Los datos utilizados para la experimentación fueron recopilados de Internet Argument Corpus (IAC) y Twitter. IAC es un corpus diseñado a estudiar debates políticos, hay dos versiones del corpus para la detección del sarcasmo, las cuales son IAC-V1, IAC-V2, el conjunto de datos obtenidos puede apreciarse en la Tabla 3.

Tabla 3 Conjunto de datos para MMNSS

Conjunto de datos	Entrad	Desarrollo	Prueba
Debates IAC-V1	1549	193	193
Debates IAC-V2	3762	454	466
Tweets	50480	6310	6310

MMNSS fue comparado con varios modelos de referencia para la detección del sarcasmo, estos son NBOW, CNN, LSTM, Atención basada en LSTM (ATT-LSTM), GRNN (red neuronal recurrente cerrada) propuesto por (Zhang et al., 2019), CNN-LSTM-DNN propuesto por Ghosh y Veale (2016) y MIARN propuesto por Tay et al. (2018), los resultados pueden verse en la Tabla 4.

Tabla 4 Resultados de MMNSS y otros modelos de clasificación del sarcasmo

Modelo	Dabates(IAC-V1)			Dabates(IAC-V2)			Tweets		
	PAG	R	F1	PAG	R	F1	PAG	R	F1
NBOW	57.17	57.03	57.00	66.01	66.03	66.05	80.02	79.06	79.43
CNN	58.24	58.00	57.95	68.45	68.18	68.21	82.13	79.67	80.39
LSTM	54.87	54.89	54.84	68.30	63.96	60.78	84.62	83.21	83.67
Atención LSTM	58.98	57.93	57.26	70.04	96.62	69.63	83.67	85.10	83.67
GRNN	56.21	56.21	55.96	62.23	61.87	61.21	84.06	83.02	83.43
CNN-LSTM-DNN	55.50	54.60	53.31	64.31	64.33	64.31	84.06	83.45	83.74
MIARN	63.88	63.71	63.18	72.92	72.93	72.75	86.13	85.79	86.00
MMNSS	66.86	70.93	67.67	75.00	71.20	74.20	85.76	89.24	87.13

MMNSS al considerar la información local, contextual y la semántica de sentimiento, genera mejores resultados que los otros modelos.

HEMOS: un novedoso método de detección de humor de grano fino basado en el aprendizaje profundo para el análisis de sentimientos de las redes sociales

HEMOS (Humor-EMOji-Slang-based) es un clasificador de sentimientos para el idioma chino, utilizando un enfoque de aprendizaje profundo, con el objetivo de detectar el humor en redes sociales (Li et al., 2020).

HEMOS utiliza emojis y jerga de internet para la detección del humor. Los emojis son ideogramas y emoticones que se utilizan en correos electrónicos y páginas web, los emojis son expresan un mensaje y un sentimiento único, aunque algunas veces, los emojis transmiten un mensaje y sentimiento diferente al original, esto es así ya que, a lo largo del tiempo los usuarios de internet han cambiado con el tiempo y, a menudo, es difícil interpretarlos como positivos o negativos. Los emojis se usan solo por diversión, burla, o jocosidad, que expresa un humor implícito. Se recopilaron 576 expresiones de jerga de internet en chino frecuente como léxico de jerga y 109 emojis de Weibo (Li et al., 2020).

Para HEMOS se agregó un léxico de la jerga china y el léxico emoji chino a una herramienta de segmentación para hacer coincidir nuevas palabras y pictogramas. En segundo lugar, se aplicó la salida de segmentación en la herramienta de incrustación de palabras para adquirir vectores de palabras. Después se utilizó el modelo de inserción de palabras, que considera la jerga de Internet y los emojis, para entrenar un modelo de red neuronal recurrente de memoria a corto plazo bidireccional a largo plazo basado en la atención (AttBiLSTM) con datos de entrenamiento para aprender una representación de salida. En el último paso, se ingresó datos de prueba en el modelo AttBiLSTM y usamos un clasificador softmax para obtener los resultados predichos y generar su probabilidad.

Se utilizó el modelo AttBiLSTM para lograr un método de clasificación detallado para clasificar Weibo dividido en cuatro categorías: positivo, negativo, humorístico optimista y humorístico pesimista.

Para la experimentación los datos de entradas contienen emojis, eliminando imágenes y videos. Se compararon los resultados de la siguiente manera:

- Clasificación de sentimientos de dos categorías utilizando únicamente el método AttBiLSTM
- de sentimiento en dos categorías por AttBiLSTM considerando la jerga de Internet y los léxicos de emojis
- Clasificación de sentimientos de cuatro categorías por el método AttBiLSTM solamente, con nuestro método propuesto
- Clasificación de sentimientos de cuatro categorías por AttBiLSTM considerando la jerga de Internet y los léxicos de emojis.

Los resultados que se pueden apreciar en la Tabla 5 demuestran que tanto el léxico de jerga y emojis, mejoran los resultados de análisis de sentimiento, además agregar nuevas categorías como humorístico optimista y pesimista, mejora el resultado de predicción del sentimiento bipolar. HEMOS mejora el rendimiento de la detección del humor y análisis de sentimiento.

Tabla 5 Resultados de HEMOS

	Categoría	Precisión	Recall	F1-score
a	Positivo	69.07	82.76	74.71
	Negativo	78.05	50.00	60.95
b	Positivo	82.35	84.48	83.40
	Negativo	73.77	70.31	71.99
c	Positivo	71.15	70.00	70.57
	Negativo	68.89	67.39	68.13
	Humorístico optimista	72.72	60.61	66.18
	Humorístico pesimista	39.29	61.11	47.83
d	Positivo	89.79	88.00	88.89
	Negativo	78.57	71.74	74.99
	Humorístico optimista	79.71	83.33	81.48
	Humorístico pesimista	65.00	72.22	68.42

Detección de sarcasmo en la combinación de lenguaje usando LSTM bidireccional basado en atención suave y CNN rico en funciones (Jain et al., 2020)

De acuerdo en el artículo de Jain et al., (2020) propone la detección del sarcasmo mediante el aprendizaje profundo en tweets, en la combinación del lenguaje inglés con el idioma nativo indio, hindi. El modelo propuesto es un híbrido de memoria bidireccional a largo y corto plazo con una capa de atención softmax y red neuronal convolucional para la detección del sarcasmo en tiempo real. El modelo de aprendizaje profundo para la detección del sarcasmo incluye la extracción de características y capacitación basado en atención suave BiLSTM y el modelo CNN rico en funciones.

La adquisición de los datos fue mediante el uso de la API de Twitter Python, los tweets extraídos son aquellos que tienen una etiqueta hashtag sarcasmo, gobierno, cricket y bollywood, obteniendo un conjunto de 30,000 tweets (12,000 tweets sarcásticos y 18,000 no sarcásticos). Después de la adquisición de datos, se realiza la limpieza de datos. El objetivo principal del preprocesamiento es transformar los datos para la extracción de características. El proceso incluye:

- Eliminación de textos numéricos y vacíos, URL, menciones, etiquetas hash, palabras vacías y signos de puntuación.

- Se filtraron las palabras, símbolos y otros elementos, tokenizando los tweets utilizando TreebankWordTokenizer.
- Las jergas y los emojis se reemplazan por su texto descriptivo utilizando el Diccionario SMS6 y emojiopedia respectivamente.
- Los símbolos de puntuación (!,?,., Mayúsculas, 'x', " x ") se extrae como un conjunto de características pragmáticas para entrenar el modelo.

La experimentación se realizó utilizando 6,000 tweets aleatorios y midiendo el rendimiento utilizando accuracy, recall, precisión y F1-score, los resultados se muestran en la tabla 6. Finalmente se comparó el modelo propuesto con dos arquitecturas híbridas de aprendizaje profundo que son LSTM con CNN rico en funciones y BiLSTM sin atención híbrida y con CNN rico en funciones. El modelo propuesto obtiene la mayor precisión del 92.71 % en comparación con las otras variantes. En la Tabla 6 se pueden observar los resultados obtenidos en este artículo.

Tabla 6 Resultados de modelo propuesto por Jain, Kumar, & Garg, 2020

Accuracy	Recall	Precisión	F1-score
92.71%	90.67%	89.49%	89.05%

Del humor al odio: un análisis computacional del humor subido de tono (Ahuja et al., 2018)

En el artículo, se aborda específicamente la identificación de chistes de insulto, ya que estos a menudo pueden ser clasificados como chistes negros o azules (Ahuja et al., 2018). Los autores formulan la siguiente hipótesis; “Los chistes de insulto tienen principalmente palabras como "yo", "tú", "tu" y una segunda persona (dirigida hacia alguien)”. Esta hipótesis desempeñó un papel crucial al diferenciar los chistes de insulto de la categoría de chistes negros y azules.

El conjunto de datos consta de varias frases ingeniosas, ya que estas son textos cortos y con el objetivo de generar un efecto humorístico. Los datos fueron recopilados de subreddits y de diversas páginas web, etiquetados de distintas maneras adecuadas a un tipo

de chiste específico. Los datos obtenidos, etiquetas de los subreddits y páginas web. El resumen del conjunto de datos se ve en la Tabla 7.

Tabla 7 Etiquetas y total de datos obtenidos

Tipo de chiste	Etiqueta de subreddits	Etiqueta páginas web	Total, de datos
Chistes de insulto	/r/ insultos /r/roastme	insulto	400
Chistes negros	/r/ chistes negros /r/ /sickipedia	negro chistes negros humor negro	3500
Chistes azules	r/ chistes sucios	NSFW (<i>Not Safe For Work</i>)	2500
Chistes normales	/r/ chistes limpios /r/ una sola linea		5000

Después del procesamiento de dato, se extrajeron n-gramas del conjunto de datos, precisamente hablando unigramas, bigramas y trigramas, y se creó un diccionario de características utilizando estos ngramas recopilados. Los algoritmos de clasificación utilizados juntos con sus resultados se ven en la Tabla 8.

Tabla 8 Resultados de los algoritmos de clasificación

Características	Precisión
Regresión logística (LR)	59%
LR + Ngramas	62%
LR + Ngramas +características	69%
LDA	61%
Naive Bayes + Ngrams + características	69%
SVM	68%
SVM + Ngrams + características	74%
CNN + word2vec	81%

SVM tiene una precisión de 74% superando a LDA (Análisis Discriminante Lineal), Naive Bayes y LR (Regresión logística) por un gran margen y demostrando ser un mejor

algoritmo para clasificar y CNN junto con word2vec que supera a todos los demás clasificadores utilizados en este estudio teniendo una precisión del 81%.

Redes neuronales convolucionales de contexto aumentado para la detección de sarcasmo en Twitter (Y. Ren et al., 2018)

Este artículo tiene como objetivo explorar los modelos de redes neuronales para la detección del sarcasmo en Twitter, centrándose en la utilidad de la información contextual (Y. Ren et al., 2018). Considerando dos tipos de información contextual, se desarrollaron dos modelos de redes neuronales de contexto aumentado para capturar de manera integral las señales sarcásticas presentes en la información contextual. El primero de estos modelos se denomina "Contextual Augmented Neural Network with Key Integration" (CANN-KEY), mientras que el segundo se nombra "Contextual Augmented Neural Network with All Context Integration" (CANN-ALL). Este enfoque avanzado busca mejorar la detección de sarcasmo mediante la integración efectiva de la información contextual en los modelos de redes neuronales.

El modelo CANN-KEY, este diseño basándose en que la evidencia sarcástica se puede capturar fácilmente usando alguna información clave de los contextos basados en historia. Este modelo consta de cinco capas que se denominan capa de entrada, capa de convolución, capa de agrupación, capa oculta, capa no lineal y capa de salida.

El modelo CANN-KEY, este diseño ya que se cree que las señales sarcásticas se pueden captar bien utilizando toda la información de los contextos basados en la conversación. Este modelo consta de seis capas que se denominan capa de entrada, capa de convolución, capa de agrupación, capa de combinación no lineal, capa de softmax y capa de salida.

Para la experimentación, se obtuvieron los datos usando los siguientes *hashtags*:

- Básico: Representa el número de tweet en el conjunto básico, se obtuvieron 150 datos
- Historia: Representa el número de tweet en el contexto basado en historia, se obtuvieron 6,774 datos

- Conversación: Representa el número de tweet en la conversión basada en contextos, m se obtuvieron 453 datos

Para verificar la efectividad del modelo propuesto, se comparó con LSM propuesto por Barbieri y Saggion (2014) y SVMHMM propuesto por Wang et al (2014). Los resultados se ven en Tabla 9.

Tabla 9 Comparación de resultados con el modelo propuesto por Y. Ren, Ji, & Ren (2018)

Modelo	F1-score
Modelo propuesto	
CAN-KEY (local)	56.47%
CANN-KEY (contexto local + basado en conversación)	57.96%
CANN-KEY (contexto local + basado en historia)	63.28%
CANN-ALL (contexto basado en conversación)	58.46%
CANN-ALL (contexto basado en historia)	62.05%
Otros modelos basados en el contexto	
SVM (multi clase)	54.54%
SVM (contexto basado en conversación)	56.72%
SVM (contexto basado en historia)	60.32%
Modelo propuesto por Barbieri et al (2014)	
LMS	55.31%

El modelo propuesto de redes neuronales aumentadas por contexto (CANN-KEY Y CANN-ALL), pueden ofrecer un mejor rendimiento en comparación con el modelo discreto actual basado en el contexto.

Al comparar el rendimiento entre el modelo CANN-KEY y CANN-ALL, para los modelos basados en conversaciones, el modelo CANN-ALL alcanza en 58.46% supero el desempeño del modelo CANN-KEY, esto muestra que el modelo CANN-ALL tiene más poder para capturar las pistas sutiles del sarcasmo para los contextos basados en conversaciones. Cabe mencionar que el modelo CANN-KEY ofrece un mejor rendimiento en comparación con el modelo CANN-ALL para los contextos basados en la historia.

Clasificación del sarcasmo: un enfoque novedoso mediante el uso del método de selección de características basado en contenido (Kumar & Harish, 2018)

El artículo propone la selección de características más representativas en un texto con contenido sarcástico o no sarcástico, utilizando los algoritmos de clasificación SVM y random forest (RF) (Kumar & Harish, 2018). Para llevar a cabo la clasificación, los datos se someten a un proceso de preprocesamiento que incluye la conversión de las palabras a minúsculas y la aplicación de diversas técnicas de preprocesamiento. Posteriormente, se extraen y representan las características utilizando uni-gramas con un esquema de frecuencia de términos.

El método de selección de características propuesto consta de dos etapas. En la primera etapa, se aplican técnicas convencionales de selección de características, como CHI-cuadrada (χ^2 , utilizado para probar la independencia entre la ocurrencia de un término específico y la ocurrencia de una clase específica), métodos de ganancia de información (IG, que proporciona información sobre el valor del atributo) e información mutua (MI, que calcula la dependencia mutua de dos variables aleatorias). En la segunda etapa, se emplea un algoritmo basado en similitudes para seleccionar la característica más representativa. Este enfoque integral busca mejorar la capacidad de los algoritmos SVM y random forest en la clasificación precisa de textos sarcásticos y no sarcásticos.

El conjunto de datos utilizados para la evaluación del método propuesto consta de 1,254 reseñas de productos de Amazon, que constan de 437 reseñas sarcástica y 817 no sarcástica. El número total de características distintas obtenidas, en el proceso de experimentación son de 20,985.

El método propuesto en este artículo tiene una precisión del 75% con F1-score de 0.67, con métodos de selección de funciones que utilizan el clasificador SVM y utilizando la selección de características MI, seguido de IG que proporciona una precisión de clasificación del 72.40% y F1-score de 0.59 utilizando RF. El modelo fue comparado con otros existentes como el propuesto por Buschmeier et al (2014) y el propuesto por Reganti et al (2016), siendo estos superados con una precisión del 0.80 mejorando la puntuación de Buschmeier et al (2014) que obtuvo la segunda mejor puntuación de 0.67.

Detección de sarcasmo en micro blogs utilizando Naive Bayes y agrupación difuso (Mukherjee & Bala, 2017)

Este artículo propone el uso de características para la detección del sarcasmo, empleando el algoritmo de clasificación de Naive Bayes y el método de agrupamiento difuso de c-medidas (Mukherjee & Bala, 2017). Las características mencionadas que se consideran para este propósito son:

- Palabras de función: Son aquellas que tienen poco significado léxico o un significado ambiguo
- Parte de las etiquetas de voz: Es el proceso de nacarar una palabra en un texto con referencia a un corpus como correspondiente a una parte particular del discurso, basado en su definición y contexto
- Parte de los n-gramas del habla: Un modelo de n-gramas es un tipo de modelo de lenguaje probabilístico para predecir el siguiente elemento de una secuencia
- Palabras de contenido + Palabras de función
- Palabras de función + Parte de los n-gramas del habla
- Palabras de contenido + Palabras de función + Parte de los n-gramas del habla

Los datos utilizados para este artículo son tweets divididos en d sarcástico y no sarcásticos, los datos sarcásticos son aquellos que están como #sarcasm y #sarcastic y para los datos no sarcástico están etiquetados como #notsarcasm y #notsarcastic, dando un total de 10,000 tweets.

El rendimiento del clasificador se evaluó con la medida F1-score ya que toma en cuenta tanto la precisión y recall. Los resultados muestran que las palabras de contenido y las palabras de función, brinda mejores resultados.

¿Esto es una broma? Detectando el humor en los tweets en español

El objetivo de este artículo es clasificar los tweets escritos en español como humorísticos o no humorísticos (Castro et al., 2016). Los tweets considerados en este experimento están limitados a un tamaño máximo de 140 caracteres y deben ser expresados

completamente dentro del texto, sin requerir información adicional, como referencias a otros tweets, enlaces, etiquetas o hashtags.

Se recolectaron datos humorísticos mediante la búsqueda de tweets con la palabra clave "chistes", obteniendo un total de 16,488, mientras que los datos no humorísticos se obtuvieron de tweets relacionados con temas de noticias, reflexiones y hechos curiosos, sumando un total de 22,975 datos no humorísticos. Para la construcción del clasificador, los datos se dividieron en un 80% para el entrenamiento del modelo y un 20% para una evaluación posterior. El 80% inicial se utilizó tanto para ajustar como para probar el modelo mediante validación cruzada antes de llevar a cabo la evaluación final con datos nuevos y no vistos. Este enfoque metodológico busca desarrollar un clasificador eficiente en la identificación del contenido humorístico en tweets escritos en español.

Para clasificar el humor se usaron herramientas como BL1 (clasificador multinomial Naive Bayes combinado con Bolsa de palabras de manera similar a la función Distancia de tema), BL2 (es un clasificador que predice todos los tweets con el resultado más probable), SVM, DT, GBN, MNB y KNN. Cabe resaltar que los tweets fueron tokenizados con Freeling. Además, se impenetraron funciones como albur para adultos, presencia animal, antónimos, diálogo, exclamaciones, primera y segunda persona, etiquetas, palabras clave, palabras en otro idioma, preguntas y respuestas, y palabras en mayúsculas.

Los resultados revelan que SVM es la mejor técnica de clasificación teniendo una precisión del 92.5%, KNN con 73% y exactitud del 91% siendo resultados satisfactorios, GNB y DT tienen poca precisión, de 86% y 88% respectivamente.

Señalar el sarcasmo: de la hipérbole al *hashtag* (Kunneman et al., 2015)

Este artículo propone la detección del sarcasmo haciendo uso de los *hashtags* y el uso de marcadores lingüísticos que señalan el sarcasmo, como exclamaciones e intensificadores, utilizando un el algoritmo de clasificación Balanced Winnow (Littlestone, 1988, citado en Kunneman et al., 2015).

Los datos utilizados en este artículo se dividen en dos grupos que son:

- Sarcásticos: Se obtuvieron 406,439 tweets etiquetados como ‘sarcasmo’, ‘ironía’, ‘cinismo’ y ‘no’.
- Fondo: Conjunto de tweets al azar dando un total de 406,439

Los resultados muestran que el 87% son identificados como sarcástico. Este artículo demostrado que un cambio de polaridad entre la valencia real y la pretendida de un mensaje puede reconocerse hasta cierto punto automáticamente en el caso de los tweets holandeses, por medio de etiquetas de *hashtag*.

Clasificación automática de humor en Twitter (Raz, 2012)

En este artículo, Raz (2012) presenta un método para la clasificación automática del humor mediante el uso de un algoritmo semi-supervisado con una semilla de tweets etiquetados como entrada. El enfoque para obtener datos o tweets humorísticos implica la utilización de Twitter, excluyendo aquellos tweets que involucren otros tweets, etiquetas, imágenes o enlaces, así como la extracción de información humorística desde la página Funny Tweets. Este método busca desarrollar un sistema eficiente para la clasificación automatizada del contenido humorístico en plataformas como Twitter, aprovechando tanto datos etiquetados como información adicional de fuentes específicas.

Los criterios utilizados para la clasificación del humor incluyen características sintácticas, léxicas, morfológicas, fonológicas, pragmáticas y el tipo de humor al que pertenece el tweet. Además, se propone identificar el tema al cual se enfoca el tweet para determinar si es humorístico o no.

Del reconocimiento del humor a la detección de la ironía: el lenguaje figurativo de las redes sociales (Reyes et al, 2012)

El objetivo principal de este artículo es demostrar cómo la clasificación automática puede mejorarse al considerar dispositivos lingüísticos, como la ambigüedad y la incongruencia, así como dispositivos metalingüísticos, como la polaridad y los escenarios emocionales (Reyes et al., 2012). El enfoque del artículo se centra en el análisis de chistes prototípicos o ejemplos literarios de la ironía, destacando situaciones en las que el humor se deriva de la ironía, como una broma que explota este efecto, así como tweets donde el

humor está contenido en la situación. Esta perspectiva busca enriquecer la comprensión y la capacidad de clasificación de contenidos humorísticos al considerar elementos lingüísticos y metalingüísticos específicos.

Las características que proponen para la detección del humor son los rasgos basados en la ambigüedad, después se detecta la ironía utilizando características como polaridad, inesperado y escenarios emocionales, estas características se definen de la siguiente manera:

- Ambigüedad: Se concierne en tres capas que son estructural, morfosintáctica y semántica
- Polaridad: Las palabras que denotan la orientación semántica positiva o negativa
- Lo inesperado: Los desequilibrios contextuales entre los significados semánticos de las palabras
- Escenarios emocionales: Contextos psicológicos relacionados con los conceptos del lenguaje natural

Los datos corpus fueron recopilados de Twitter y da un total de 50,000 textos, que se dividen en 5 conjuntos, cada uno con 10,000 datos, cada conjunto fue obtenido con etiqueta o hashtag particular, estos fueron # humor, #ironía, # política, y # tecnología, el ultimo conjunto no necesita una etiqueta en particular.

Se utilizo arboles de decisión para clasificar textos, entrenando cuatro clasificadores, todos considerando el 70% para entrenamiento y 30% para pruebas, a continuación, se muestran las características evaluadas para cada clasificador, respectivamente:

- Características relativas a la ambigüedad (perplejidad, complejidad de la oración y dispersión semántica), considerando el humor establecido vs. la establece la ironía, la política, la tecnología y lo general
- Características relativas a la polaridad (positiva y negativa), lo inesperado (desequilibrio contextual) y los escenarios emocionales (activación, imaginaria, agrado), considerando la ironía del conjunto vs. los sets humor, política, tecnología y general

- Características en cuanto a ambigüedad, polaridad, imprevistos y escenarios emocionales, considerando el humor del set vs. los conjuntos ironía, política, tecnología y general
- Características relativas a la polaridad, lo inesperado, los escenarios emocionales y la ambigüedad, considerando la ironía del conjunto vs. los conjuntos humor, política, tecnología y en general.

Los resultados de cada modelo con sus características evaluadas se muestran de la Tabla 10 a la Tabla 13.

Tabla 10 Resultados de la clasificación usando características relativas a la ambigüedad

	Accuracy	Precisión	Recall	F1-Score
Humor vs. Ironía	85.15%	0.96	0.73	0.83
Humor vs. Política	77.35%	0.75	0.82	0.78
Humor vs. Tecnología	71.27%	0.66	0.88	0.75
Humor vs. General	77.27%	0.93	0.59	0.72

Tabla 11 Resultados de la clasificación usando características relativas a la polaridad

	Accuracy	Precisión	Recall	F1-Score
Ironía vs. Humor	62.30%	0.62	0.61	0.62
Ironía vs. política	67.73%	0.68	0.67	0.68
Ironía vs. Tecnología	59.58%	0.59	0.65	0.61
Ironía vs. General	55.78%	0.56	0.57	0.56

Tabla 12 Resultados de la clasificación usando características en cuanto a ambigüedad

	Accuracy	Precisión	Recall	F1-Score
Humor vs. Itonia	93.13%	0.93	0.93	0.93
Humor vs. Politica	85.93%	0.87	0.85	0.86
Humor vs.	85.82%	0.85	0.86	0.86

Tecnología				
Humor vs. General	92.15%	0.92	0.93	0.92

Tabla 13 Resultados de la clasificación usando características relativas a la polaridad, lo inesperado, los escenarios

	Accuracy	Precisión	Recall	F1-Score
Humor vs. Ironía	84.33%	0.8	0.91	0.85
Humor vs. Política	91.97%	0.9	0.95	0.92
Humor vs. Tecnología	88.90%	0.87	0.91	0.89
Humor vs. General	70.12%	0.78	0.56	0.65

Respecto a la clasificación usando únicamente la ambigüedad (Tabla 10) la detección del humor siempre supera el 70% de precisión, mientras que la ironía apenas alcanza una precisión superior al 60% (Tabla 11). Al considerar todo el conjunto de características, el humor alcanza hasta el 93% de precisión (Tabla 12), mientras que la ironía mejora su puntuación, llegando hasta el 90% (Tabla 13). Los resultados muestran que al utilizar más características tanto el humor como la ironía, obtienen un mejor resultado.

Hacer reír a las computadoras: investigaciones en el reconocimiento automático del humor (Mihalcea & Strapparava, 2005)

Este trabajo tiene como objetivo el reconocimiento del humor en frases cortas, propone el uso de enfoques computacionales para el reconocimiento del humor, investigando si las técnicas de clasificación automática pueden distinguir entre un texto humorístico y no humorístico

La comprensión y detección del humor en textos largos sería muy complicada, este trabajo se enfoca únicamente en frases cortas de 10 a 15 palabras, que tengan un enfoque humorístico o que sean una frase ingeniosa. Para el reconocimiento del humor primero se obtuvieron datos humorísticos y no humorísticos, los datos humorísticos son frases cortas, frases ingeniosas o con enfoque humorístico y frases con intención de llamar la atención del lector (Mihalcea & Strapparava).

Para la obtención de datos se usó un algoritmo que usa la estructura html de páginas web con enfoque humorístico, los datos no humorísticos son títulos reuters, proverbios y Oraciones del British National Corpus (BNC), estos datos se obtuvieron de títulos de noticias Reuters publicados en un periodo de 20/08/1996 a 19/8/1997 y las oraciones BNC son extraídas de BNC: Un corpus equilibrado que cubre diferentes estilos, géneros y dominios. Ya con los datos obtenidos se procede al reconocimiento del humor usando técnicas de clasificación automática con características estilísticas del humor (aliteración, la antonimia y la jerga de adultos) y aprendizaje basado en contenido como Naive Bayes y SVM, siendo Naive Bayes el que obtuvo un mejor resultado con una precisión de 96.67%.

III.II Generación automática del humor

El humor se encuentra con la moralidad: generación de bromas basada en el juicio moral (Yamane et al., 2021)

De acuerdo con el artículo titulado "El Humor se Encuentra con la Moralidad: Generación de Bromas Basada en el Juicio Moral" de Yamane et al., (2021). En este artículo, se presenta un modelo computacional diseñado para generar chistes mediante el uso de plantillas específicas, como la estructura "Me gusta mi X como me gusta mi Y, Z", donde X e Y son sustantivos y Z es el sujeto.

Más a menudo se usa el atributo para describir ambos sustantivos,

- Menos común es el atributo
- Más ambiguo es el atributo
- Más diferentes son los dos sustantivos.

Este artículo utiliza diez plantillas para generar humor, estas utilizan la tercera persona con género y edades diferentes, y una condición en la que la tercera persona está relacionada con un entorno familiar, algunos ejemplos son:

- Al bebé le gusta su X como le gusta su Y, Z.
- Al joven le gusta su X como le gusta su Y, Z
- A la joven le gusta su X como a mí me gusta mi Y, Z
- Me gusta mi X como al hombre de mediana edad le gusta su Y, Z.

Se pretende generar bromas, basadas en un juicio moral, se establecieron cinco criterios con polaridad positiva y negativa. Los criterios con polaridad positiva y negativa son:

- Positiva: cuidado, equidad, lealtad, autoridad y pureza
- Negativa: daño, trampa, traición, desestabilización y degeneración

Para la generación de bromas se utilizó eng-all corpus de Google Books Ngram Datasets y pagando las palabras vacías en las plantillas antes mencionadas. Los chistes generados deben ser de polaridad positiva, para ello se utilizó un clasificador moral entrenado con el Corpus de Twitter Moral Foundations, este es el corpus moral más grande y se dividió para obtener 27,986 muestras para entrenamiento, 3498 para desarrollo y 3503 para pruebas.

Para poder evaluar la calidad de los chistes generados se utilizó Amazon Mechanical Turk (MTurk), y utilizando la escala mejor-peor de cuatro tuplas utilizando el método de escala para la evaluación. Los resultados que arroja esta escala muestran que los chistes clasificados como lealtad y autoridad son significativamente más que los chistes sobre equidad, pureza, daño, engaños y degradación.

Generación automática de bromas: aprender humor a partir de ejemplos (Winters et al., 2018)

Este artículo propone un sistema llamado Generador de Analogía Generalizada (GAG por sus siglas en inglés *Generalized Analogy Generator*), capaz de generar bromas utilizando la plantilla "Me gusta mi X como me gusta mi Y, Z". GAG aprende a crear instancias de los valores de la plantilla a partir de ejemplos de chistes calificados.

Para el funcionamiento del sistema se desarrolló una plataforma llamada jokejudge, esta ayuda a los voluntarios a crear y evaluar chistes utilizando la plantilla antes mencionada, después son procesados para garantizar que solo haya una palabra para cada valor de la plantilla, a estas palabras se le asigna valores de características usando métricas (vea Tabla 14), para usarse como datos de entrenamiento para el clasificador, que aprende a reconocer lo gracioso. Una segunda parte del sistema consiste en enviar una palabra semilla, después el programa genera chistes candidatos al azar. A estos chistes candidatos también se les asignan valores, de modo que el componente

clasificador pueda clasificarlos en función de su potencial divertido, los clasificadores utilizados fueron *Random Tree* y RL.

Tabla 14 Métricas para asignación de valores de palabras utilizadas en GAG

Métricas	Detalle
Frecuencia de palabras	Se calcula la frecuencia de una palabra usando el modelo 1-grams de <i>English One Million Dataset</i>
Frecuencia de combinaciones de palabras	La frecuencia de las combinaciones de palabras se puede estimar usando 2-grams
número de significados	Ayuda a medir la compatibilidad, ya que es más probable que las palabras con más significados se usen en diferentes contextos
Similitud de vectores adjetivos	La similitud en la lista de adjetivos usados con un sustantivo se puede encontrar usando 2-grams de Google Ngrams
Sexualidad de la palabra	La palabra sensualidad se calcula comparando la frecuencia de una palabra en un corpus de un dominio sexual con un dominio normal.

GAG creó 100 chistes que fueron cargados en jokejudge, intercalados con chistes generados, para su evaluación, donde se otorgaron 4424 calificaciones, en una escala de uno a cinco estrellas. Los chistes generados por humanos tienen una calificación más alta que los generados por GAG. Las bromas generadas por humanos se consideran "Bastante bien" y "estupendo" el 27.38% del tiempo, mientras que las generadas por GAG solo recibe este tipo de valoraciones el 11.41% del tiempo.

Generación automática de memes de Internet de los titulares de noticias portugueses (Gonçalo Oliveira et al., 2016)

El modelo propuesto en este artículo lleva por nombre MemeGera que genera humor automáticamente uniendo imágenes con texto. MemeGera genera memes procesando un titular de una noticia, seleccionando una macro de imagen que más se adecue, después adapta el texto del titular de noticia y lo pega en la macro.

Las macros de imágenes cubren una gama de doce memes, cada una con su propia semántica para transmitir un mensaje singular, estos memes fueron descritos usando el sitio web KnowYourMeme, algunos ejemplos de las macros cubiertas son:

- Prepárense: Anuncio de algo
- Niño de éxito: Transmite un logro exitoso
- Mala suerte, Brian: Transmite un hecho vergonzoso
- No estoy seguro si: Representa un monólogo interno con incertidumbre subyacente

Usando recursos lingüísticos como OPENNLP y LEMPORT se selecciona un meme adecuado para una noticia, etiquetarlo y lematizar la primera parte del discurso. También se identificó el sentimiento de las palabras en el título usando SentiLEX.

Para asignar una de las macros cubiertas a un titular de noticias y producir un meme, se ejecuta un clasificador en el titular. Se basa en un conjunto de reglas de activación que tienen un texto de entrada y genera un texto resultante adaptado a una macro.

Dada la naturaleza del humor, este no puede ser evaluado por un modelo computacional, los resultados deben ser evaluados por personas, que verifiquen si algo es gracioso o no, aunque en este artículo no especifica que usaron cierta plataforma para calificar el humor, los memes generados hasta el 2018 (fecha en la cual se dejaron de compartir) se encuentran en Twitter (@memegera) en donde se puede apreciar si un meme es gracioso o no, según los comentarios (en caso de tener comentarios).

¡Dios mío, eres gracioso! Humor asistido por computadora con una aplicación para chatear (Wen et al., 2015)

El modelo propuesto en este artículo se titula CAHOOTS (Computer-Aided Hoots), un sistema de chat en línea que sugiere imágenes divertidas a sus usuarios para incluirlas en sus conversaciones, el sistema fue comparado con un sistema de chat normal y con un sistema que inserta automáticamente imágenes divertidas utilizando un robot de humor artificial.

Este artículo explora el humor asistido por computadora (CAH por sus siglas en inglés Computer-Aided Humor), donde una computadora y un ser humano colaboran para ser graciosos. En lugar de buscar humor únicamente a través de una estrategia CGH (Computer-Generated Humor o humor generado por computadora), se propone proporcionar soporte computacional para interacciones humorísticas usando CAH. Este trabajo demostró que al permitir que la computadora y el ser humano trabajen juntos, los sistemas CAH pueden ayudar a las personas a ser divertidas y expresar su propio sentido del humor.

CAHOOTS usa un análisis de sentimiento basado en léxico para predecir la emoción del interlocutor utilizando NRC Emotion. Se recopilaron imágenes y gifs de reacción y sus correspondientes categorías de emociones utilizando de reacticons.com y reactinggifs.com, respectivamente. Después el modelo sugiere imágenes de reacción y gifs basados en uno de los cinco sentimientos destacados: ira, desquicio, alegría o sorpresa. Para encontrar las imágenes divertidas relacionadas con el tema realizando búsquedas con un formato de “palabras claves divertidas” que consiste en detectar las palabras clave basado escoger una palabra(s) clave en las últimas tres expresiones. CAHOOTS también genera memes utilizando plantillas de memes populares donde se coloca la última expresión en la parte superior en inferior, las plantillas se eligen utilizando un clasificador capacitado en aprendizaje automático.

Para evaluar el sistema, se realizó un estudio controlado donde se comparó CAHOOT, con un sistema de chat simple y un CGH con imágenes generadas por computadora. Participaron 738 personas que evaluaron su experiencia usando las siguientes cuatro declaraciones:

- La conversación fue divertida
- Pude expresar mi sentido del humor en esta conversación
- Me sentí muy cerca de mi pareja durante la conversación
- Estuve involucrado en la conversación

La experimentación muestra que la conversación con CAHOOT fue más divertida y pudieron sentirse más involucrados y cercanos a la pareja además los participantes

demonstraron que pudieron ser capaces de expresar su sentido del humor. Esto demuestra que el humor en las relaciones interpersonales mejora notablemente al hacer uso del humor.

Deja que todo vaya bien en tu esposa”: Generación de humor adulto usando restricciones léxicas (Valitutti et al., 2013)

Este artículo propone un método para la generación automática del humor para adultos usando la técnica de remplazo léxico. Las hipótesis generadas en este artículo son:

- La sustitución propaga el tabú a nivel de frase y amplifica el contraste semántico con el texto original.
- Las restricciones del contexto aumentan aún más la diversión

Para la generación de humor, propone tres restricciones que son:

- Restricciones de forma: Tiene el objetivo de convertir el texto en un juego de palabras. La palabra original y su sustituto sean similares en forma. Se consideraron palabras ortográficamente similares o que riman como posibles sustitutos y palabras fonéticamente similares. palabras ortográficamente similares o que riman como posibles sustitutos. Dos palabras rima si tienen las mismas posiciones de acento tónico, y si son fonéticamente idénticas desde la sílaba más acentuada hasta el final de la palabra.
- Restricción tabú: Requiere que el sustituto sea una palabra tabú o que se use con frecuencia en expresiones tabú, insultos o expresiones vulgares. Se recopiló una lista de 700 palabras tabú. Un primer subconjunto contiene palabras seleccionadas manualmente del dominio SEXUALIDAD de WordNet-Domains y el segundo subconjunto de la Web y contiene palabras que se usan comúnmente como insultos. Finalmente, se recopiló un tercer subconjunto de un sitio web que publica ejemplos de errores divertidos de autocorrección. Una de las razones para la elección de palabras tabú como restricción léxica es que permiten que el sistema genere texto humorístico potencialmente apreciado por los adultos jóvenes
- Restricciones de contexto: Se refiere a la posición y el contexto del reemplazo. requiere que la sustitución se lleve a cabo al final del texto y de una manera coherente a nivel local.

Se evaluaron los resultados, utilizando CrowdFlower, un servicio de crowdsourcing, teniendo un total de 26,534 evaluadores divididos en tres grupos, el primero son 8400 con un formulario de condición, 8551 con formulario y tabú, y 8633 con formulario + tabú + contexto. La diversión colectiva de los mensajes aumenta, en promedio, de 2,29 con la condición formulario a 2,98 cuando se agrega la restricción tabú (formulario + tabú), y más allá de 3.20 cuando se agregan las restricciones contextuales (formulario + tabú + contexto). Esto demuestra que utilizar una lista de palabras tabú, mejora la generación de humor.

III.III Generación automática de lenguaje natural

Optimización de la generación e identificación de paráfrasis utilizando modelos de lenguaje en el procesamiento del lenguaje natural (Palivela, 2021)

Este artículo propone un modelo para la identificación y generación de para paráfrasis. Para la generación e identificación de paráfrasis se obtuvieron dos conjuntos de datos. El primero de Quora (Ansari y Sharma, 2020) con contiene un conjunto de preguntas duplicadas. El segundo conjunto es la base de datos de investigación de paráfrasis de Microsoft (MSRP) (Dolan y Brockett, 2005). Los conjuntos de datos fueron preprocesados utilizando los siguientes 3 paso:

- Eliminación de pares de oraciones que tengan más del 60% de superposición de uni-grama, bi-grama o tri-grama.
- Eliminando los pares de oraciones que tienen muy menos semántica de manera similar usando Sentence-BERT (Reimers y Gurevych, 2020).
- Selección de pares de oraciones que están etiquetados como uno (pares de oraciones que son paráfrasis entre sí).

Para la generación de paráfrasis se utilizó el método preentrenado de Transformador de transferencia de texto a texto (Raffel et al., 2019) o 5T (por las cinco de sus siglas en inglés Text-To-Text Transfer Transformer), que toma como entrada una secuencia de entrada y genera una secuencia de salida que es de la misma longitud que la entrada.

Para poder evaluar la efectividad la generación de paráfrasis se utilizaron cinco métricas en los dos conjuntos de datos utilizados. las métricas son:

- ROUGE (Aprendizaje orientado al recuerdo para la evaluación de Gisting)

- BLEU (Estudio de evaluación bilingüe)
- GLEU (Google-BLEU): GLEU es una variante de la puntuación BLEU y tiene como objetivo una evaluación más cercana a los juicios humanos
- WER (tasa de error de palabras) WER es una de las métricas más comunes que se utilizan en el reconocimiento automático de voz
- METEOR (Métrica para la evaluación de la traducción con orden explícito)

Los resultados pueden apreciarse en la Tabla 15.

Tabla 15 Métricas de evaluación de paráfrasis

Métrica de evaluación	MSRP	Quora
Precisión	0.52	0.63
ROUGE		
BLEU	0.29	0.32
GBLEU	0.58	0.57
WER	0.72	0.61
METEOR	0.72	0.61

Los resultados muestran que el sistema es eficiente para generar oraciones diversas y no copia, manteniendo intacto el significado, es posible gracias al paso de muestreo de datos que asegura que haya variedad en la entrada y la salida. Esto hace que el sistema propuesto sea útil para parafrasear oraciones que tienen jerga técnica o palabras.

Una biblioteca para la generación automática de textos en español en lenguaje natural (García-Méndez et al., 2019)

El artículo describe el diseño de un generador de lenguaje natural en español que utiliza un enfoque híbrido basado en la generación de texto y la probabilidad para generar oraciones significativas a partir de un conjunto de palabras proporcionadas por el usuario. Para automatizar el proceso de inflexión de las palabras, el artículo propone un léxico llamado "aLexiS" que contiene las inflexiones de cada lema según el número, género y persona en el caso de pronombres y verbos.

Para la generación de las oraciones se utilizó una gramática española simple que permite una amplia gama de oraciones básicas con bajo esfuerzo computacional. El artículo

propone el uso de cuatro reglas gramaticales para la generación automática de oraciones, estas reglas gramaticales son:

- Regla de sintagma nominal y nominal coordinado
- Regla de predicado
- Regla de la oración

La arquitectura para del sistema desarrollado en este artículo consta de tres etapas. La primera etapa “Planificador de texto” realiza la tarea de seleccionar el contenido y la construcción del texto. La segunda etapa “Planificador de frases” se ocupa de la lexicalización. La última etapa “Realizador” agrega elementos adicionales y realiza las inflexiones morfológicas para crear una oración coherente y gramaticalmente correcta en español.

Se evaluó el sistema con dos medidas de concordancia. La primera medida es krippendorff's Alpha- fiabilidad (Krippendorff, 2011) que es un coeficiente de confiabilidad que mide la concordancia entre observadores. La segunda medida es la Accuracy que es el promedio de las proporciones dadas por los elementos diagonales de la matriz de coincidencia. Los resultados se muestran en la Tabla 16.

Tabla 16 Resultados de Alpha y Accuracy para la generación automática de textos

Medida	Valor
Alpha	0.598
<i>Accuracy</i>	0.689

La generación de lenguaje natural: análisis del estado actual (Vicente et al., 2015)

Este artículo explora los distintos enfoques que tiene el área de la generación de lenguaje natural (GNL), esta es una tarea multidisciplinaria ya que esta incorpora conocimientos procedentes de áreas diversas como la lingüística, la psicología, la ingeniería y la informática. El objetivo principal de la disciplina es investigar cómo se pueden crear aplicaciones informáticas capaces de producir por sí mismas textos de alta calidad en lenguaje natural.

Este trabajo clasifica la generación de lenguaje natural en dos partes. La primera es según la entrada al sistema, ya que el tipo de entrada que se introduce en el sistema se consideran dos posibles enfoques en la GLN: datos-a-texto (D2T: data-to-text) y texto-a-texto (T2T: text-to-text). La segunda clasificación es según los objetivos del sistema, ya que GNL puede ser clasificados dependiendo al propósito para el que han sido creados, y tal propósito se revela en el tipo de producción que genera el sistema.

Este artículo también menciona los tres distintos enfoques que son:

- Enfoques basados en conocimiento:

El factor común de los sistemas basados en conocimiento es su capacidad para representar explícitamente el conocimiento. Con tal propósito, estos sistemas hacen uso de herramientas como ontologías, conjuntos de reglas o tesauros.

- Enfoques estadísticos:

Los enfoques estadísticos se basan en las probabilidades extraídas desde un volumen de texto base, ya sea un corpus, anotado o no, texto procedente de la Web, etc. Una de las herramientas primordiales para este tipo de enfoques son los modelos de lenguaje.

- Enfoques híbridos:

Los enfoques híbridos son aquellos que combinan las técnicas basadas en conocimiento y las estadísticas para realizar las distintas tareas que competen a la GLN.

III.IV Discusión

Los artículos previamente mencionados se centran en la identificación del humor al analizar características lingüísticas específicas. En los artículos dos, tres, cuatro, cinco, seis y ocho presentados en la Tabla 17, se demuestra que los modelos propuestos que utilizan redes neuronales obtienen los mejores resultados en comparación con otros modelos existentes. Cada tipo de humor tiene sus propias características lingüísticas y es importante comprender su intención. Algunos buscan hacer reír, otros llamar la atención del lector, mientras que otros pretenden generar un sentimiento negativo en el lector.

Tabla 17 Tabla comparativa del estado del arte "Detección automática del humor"

#	Título	Fecha	Clasificadores	Criterios de clasificación	Resultados
1	Detección de sarcasmo en el procesamiento del lenguaje natural	2021	SVM y arboles de decisión	Extracción de características	precisión: 90%
2	Detección de humor a través de una red neuronal interna y externa	2020	IEANN, LR, SVM, HCFword2vec, CNN, CNN+F+HW y Bi-LSTM	Incongruencia y ambigüedad	IEANN: precisión: 93.88%
3	TCSD: Detección de sarcasmo basada en la coincidencia de términos de tendencias de Twitter	2020	TCSD y CLNB	características basadas en la coocurrencia	TCSD precisión: 93/%
4	Detección de sarcasmo con semántica de sentimiento mejorada en varios niveles Red de memoria	2020	MMNSS, NBOW, CNN, LSTM, ATT-LSTM, GRNN CNN-LSTM-DNN y MIARN	Sentimiento y polaridad	MMNSS: precisión: 89.24%
5	HEMOS: un novedoso método de detección de humor de grano fino basado en el aprendizaje profundo para el análisis de sentimientos de las redes sociales	2020	AttBiLSTM y HEMOS	Jerga de internet y emojis	HEMOS: precisión: 89.79%
6	Detección de sarcasmo en la combinación de lenguaje usando LSTM bidireccional basado en atención suave y CNN rico en funciones	2020	BiLSTM y CNN	Extracción de características	precisión: 92.71 %
7	Del humor al odio: un análisis computacional del humor subido de tono	2018	LR, Naive Baye y SVM	Chistes negros, chistes azules y chistes sanos	CNN + Word dev 2: precisión: 81%
8	Redes neuronales convolucionales de contexto aumentado para la detección de sarcasmo en Twitter	2018	CANN-KEY y CANN-ALL	Historias y conversación	CANN-ALL: fl: 58.46%

#	Título	Fecha	Clasificadores	Criterios de clasificación	Resultados
9	Clasificación del sarcasmo: un enfoque novedoso mediante el uso del método de selección de características basado en contenido	2018	SVM y RF	Chi-cuadrada, información mutua y ganancia de información	SVM: información mutua; 75.60%
10	Detección de sarcasmo en micro blogs utilizando Naive Bayes y agrupación difuso	2016	Naïve Bayes	Palabras de contenido, partes de la etiqueta de voz y parte de los n-gramas del habla	precisión: 76%
11	¿Esto es una broma? Detectando el humor en los tweets en español	2016	Naive Bayes, SVM y KNN.	albur para adultos, presencia animal, antónimos, diálogo, exclamaciones, primera y segunda persona, etiquetas, palabras clave, palabras en otro idioma, preguntas y respuestas, y palabras en mayúsculas	SVM: precisión: 92%
12	Señalar el sarcasmo: de la hipérbole al <i>hashtag</i>	2015	Balanced Winnow	hashtags y marcadores lingüísticos	precisión: 87%
13	Clasificación automática de humor en Twitter	2011	Algoritmo semi-supervisado	sintácticas, basadas en patrones, léxicas, morfológicas, fonológicas, pragmáticas y tipo de humor	
14	Del reconocimiento del humor a la detección de la ironía: el lenguaje figurativo de las redes sociales	2011	arboles de decisión	Ambigüedad, polaridad, lo inesperado y escenarios emocionales	precisión: 80%
15	Hacer reír a las computadoras: investigaciones en el reconocimiento automático del humor	2005	Naive Bayes, SVM y Arboles de decisión	Jerga de adultos, aliteración y Autonomía	Naive Bayes: precisión: 96.67%

Los artículos demuestran que el análisis de sentimientos es una característica que mejora significativamente la detección del humor, permitiendo comprender la intención que el hablante quiso expresar. Es importante destacar que la interpretación del humor se basa en la intención del hablante y en que el lector pueda captarla correctamente. En estas investigaciones, se observa el uso frecuente de Twitter como fuente de datos, debido a que es una red social grande con numerosos

usuarios, lo que proporciona una amplia cantidad de información para recopilar. Además, los hashtags facilitan el filtrado de datos.

En la Tabla 18 se presentan los artículos relacionados con la generación automática del humor. La mayoría de estos artículos utilizan la técnica de reemplazo léxico, que implica utilizar plantillas o modificar algunas palabras en una oración para darle un enfoque humorístico, haciendo que toda la gracia del chiste dependa en gran parte de esta técnica. El humor generado se evalúa utilizando página web que en su mayoría son plataformas de colaboración masiva a diferencia del 3 que usa twitter. La evaluación consta de compartir los resultados para que las personas puedan decidir que chistes son gracioso o no. Esto se debe a que la interpretación del humor puede variar según el lector.

Tabla 18 Tabla comparativa del estado del arte "Generación automática del humor"

#	Artículo	Fecha	Técnica	Generar humor en tiempo real	Idioma	Evaluación
1	El humor se encuentra con la moralidad: generación de bromas basada en el juicio moral	2020	Reemplazo léxico	No	Inglés	Página web
2	Generación automática de bromas: aprender humor a partir de ejemplos	2017	Reemplazo léxico	No	Inglés	Página web
3	Generación automática de memes de Internet de los titulares de noticias portuguesas	2015	Reemplazo léxico	No	Portugués	Página web
4	¡Dios mío, eres gracioso! Humor asistido por computadora con una aplicación para chatear	2014	Sugerencia de imágenes en un chat	Si	Inglés	Página web

#	Artículo	Fecha	Técnica	Generar humor en tiempo real	Idioma	Evaluación
5	Deja que todo vaya bien en tu esposa”: Generación de humor adulto usando restricciones léxicas	2012	Reemplazo léxico	No	Inglés	Página web

En la Tabla 19 se presentan los artículos relacionados con la generación de lenguaje natural en donde los artículos uno y dos utilizan métodos de generación de lenguaje natural y en el artículo tres se centra en una recopilación de las técnicas y métodos existentes para generar lenguaje natural. Los artículos uno y dos muestran la importancia de un corpus lingüístico para la generación de lenguaje natural ya que este funciona como un banco de datos. El artículo 3 es un análisis de la generación del lenguaje natural por lo que no hace uso de un corpus, ni un método de generación de textos.

Tabla 19 Tabla comparativa del estado del arte “Generación automática del lenguaje natural”

#	Artículo	Fecha	Texto generado	Método	Uso de corpus
1	Optimización de la generación e identificación de paráfrasis utilizando modelos de lenguaje en el procesamiento del lenguaje natural	2021	Paráfrasis	Transformador de transferencia de texto a texto	SI
2	Una biblioteca para la generación automática de textos en español en lenguaje natural	2019	Oraciones	Generación en 3 etapas	SI
3	La generación de lenguaje natural: análisis del estado actual	2015			

Capítulo IV Método de solución

En este trabajo, la generación de chistes se realizará a través de cuatro módulos que realizan una función específica. El primer módulo es la generación de corpus, tiene el objetivo de crear un corpus que servirá para estudiar y analizar los chistes utilizados en una batalla verbal y como una base de datos para la generación de chistes, el segundo modulo tiene la tarea de analizar los chistes y clasificarlos según su tema, el núcleo del sistema reside en el tercer módulo, la generación de chistes, donde se emplean elementos como el aspecto físico de una persona, los chistes del corpus y la detección de temas para la generación de chistes, por último, el cuarto módulo, la interfaz, ofrece al usuario la forma de interactuar con el sistema de generación de chistes.

En este capítulo se explica a detalle cada uno de los módulos de que conforman la metodología de solución (vea Figura 2).

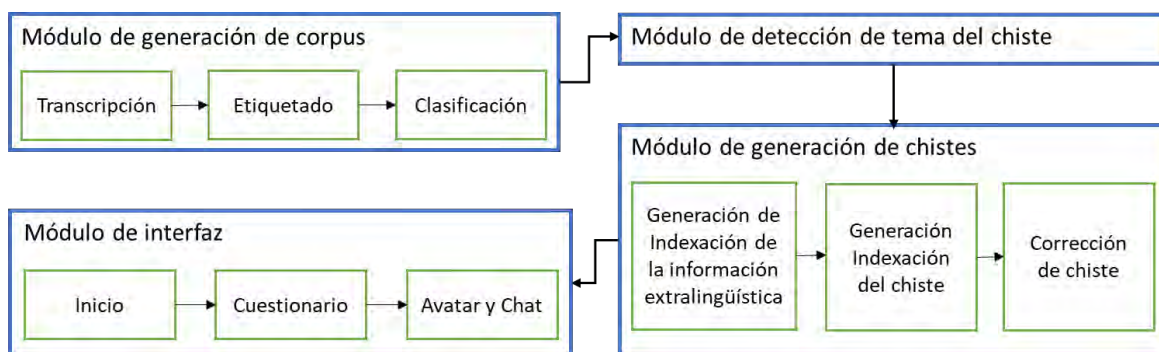


Figura 2 Método de solución

IV.I Módulo de generación de corpus

Se generó un corpus de chistes de tipo insulto extraídos de batallas verbales, el corpus consta de 59 batallas verbales y 667 chistes de tipo insulto. En esta tarea se contó con la participación de tres estudiantes de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) que realizaron la tarea de transcripción, corrección y etiquetado. Las batallas verbales se obtuvieron del programa de Stand up “Duelo de comediantes” perteneciente al canal de YouTube “Comedy Central Latinoamérica”. La creación del corpus consta de tres partes que se describen del punto 4.1.1 al 4.1.3.

IV.I.I Transcripción

Antes de comenzar a transcribir un video es necesario delimitar la parte del video a transcribir. Los videos del programa “duelo de comediantes” están conformados por tres partes que son:

- Presentación o introducción (medio minuto aproximadamente)
- Batalla (tres a seis minutos aproximadamente)
- Deliberación del jurado (un minuto aproximadamente)

La parte de interés a transcribir es la de “Batalla” ya que es donde los participantes cuentan sus chistes de tipo insulto, lo que exista antes o después de esta parte no será tomada en cuenta para la transcripción.

En la transcripción se realizan tres actividades diferentes: la transcripción de voz a texto, la separación de chistes y la corrección. A continuación, se describe cada una de estas actividades.

Transcripción de Voz a Texto

La transcripción de texto se realizó utilizando la herramienta de dictado de Word, que utiliza tecnología *Speech Service* de Microsoft Azure. Para realizar la transcripción se reprodujeron los videos en un altavoz y se activó en una computadora la herramienta “dictar”, como resultado de la transcripción se obtenía un texto que contenía todos los diálogos de los participantes de la batalla verbal.

Separación de chistes

Ya que la herramienta Word da como resultado un texto con todos los diálogos juntos en un solo párrafo. Es necesario separar, en párrafos, los diferentes diálogos transcritos de los participantes. Un ejemplo de la separación por dialogo se aprecia en la Tabla 20, donde se muestra un fragmento de una transcripción con el texto original resultante de la transcripción y el texto separado por turno, además de ignorar los signos de puntuación.

Tabla 20 Ejemplo de separación de texto por turnos

Texto original	Separación por turno
el papá del chaparro es como su club de fans no tiene no manches chaparro hasta la canción de scoby-doo tiene papá es cierto es cierto mi papá no se quedó pero tampoco me heredó cáncer así que mira unas por otras qué bonito chistes chaparritos los escribiste el día del padre tenía mucho tiempo libre el chaparro llora cuando alguien va por cigarros es como no mama no fumes no te vaya también la rodilla izquierda del cojo es como su éxito no tiene	el papá del chaparro es como su club de fans no tiene no manches chaparro hasta la canción de scoby-doo tiene papá es cierto es cierto mi papá no se quedó pero tampoco me heredó cáncer así que mira unas por otras qué bonito chistes chaparritos los escribiste el día del padre tenía mucho tiempo libre el chaparro llora cuando alguien va por cigarros es como no mama no fumes no te vaya también la rodilla izquierda del cojo es como su éxito no tiene

En algunas ocasiones los comediantes suelen contar dos o más chistes en un solo turno, por lo que se debe separar los diferentes chistes. La separación de los chistes se realiza siguiendo la estructura clásica de un chiste. Unos ejemplos en la separación de chistes se visualizan en la Tabla 21, donde la parte verde es la introducción del chiste y la azul es el remate.

Tabla 21 Ejemplo de separación de chistes

Chistes juntos	Chistes separados
ale ley un gran icono de la moda esa es una gran mentira que acabo de decir ale ley es una artista noble véanla se puso lo que no se quiso poner el diablito ale ley me he fijado que la corbata nunca la usas bien como que no te la pones bien va en el cuello	ale ley un gran icono de la moda esa es una gran mentira que acabo de decir ale ley es una artista noble véanla se puso lo que no se quiso poner el diablito ale ley me he fijado que la corbata nunca la usas bien como que no te la pones bien va en el cuello
me parece curioso que hables de mi rodilla porque yo con una rodilla buena sostengo mi carrera y la tuya chaparro yo te quiero mucho la verdad te quiero te quiero mucho de verdad eres como un bastón siempre estás conmigo siempre me apoyas y siempre vas a estar abajo de mí	me parece curioso que hables de mi rodilla porque yo con una rodilla buena sostengo mi carrera y la tuya chaparro yo te quiero mucho la verdad te quiero te quiero mucho de verdad eres como un bastón siempre estás conmigo siempre me apoyas y siempre vas a estar abajo de mí

Chistes juntos	Chistes separados
todo mundo dice que eres de Monterrey y a mí me parece que para ser regio estás muy chaparro muy pobre y muy tonto para hacer comedia dicen por ahí que cada vez que un comediante regio debuta a ti se te muere un chiste	todo mundo dice que eres de Monterrey y a mí me parece que para ser regio estás muy chaparro muy pobre y muy tonto para hacer comedia dicen por ahí que cada vez que un comediante regio debuta a ti se te muere un chiste

Corrección de chistes

Ya que la transcripción de voz a texto no es del todo fiel al audio del video dado que pueden agregar, eliminar o editar palabras, es necesario realizar una corrección de la transcripción, para ello se visualizó el video de la batalla verbal y al mismo tiempo se revisaba el texto transcrito para poder realizar las correcciones necesarias y el texto transcrito fuera lo más fiel al audio original. Al momento de realizar la corrección se eliminaron las palabras repetidas, las interrupciones al participante que está en turno y las palabras que provienen de otras personas como jueces o arbitro. Un ejemplo de corrección de los chistes se encuentra en la Tabla 22, donde las palabras de color rojo son las que se eliminan del texto original y las de color verde son las que se agregan al texto original.

Tabla 22 Ejemplo de corrección de chistes

Texto original	Texto corregido
La bea la bea es pobre no es cierto no es cierto su mama la quiso abortar no le alcanzó mira la dejó a medias ultimo turno ultimo turno	La bea es pobre su mama la quiso abortar no le alcanzó mira la dejó a medias
Si yo me pusiera los zapatos de gloria y caminara un kilometro sería la primera persona en caminar un kilómetro en zapatos	Si yo me pusiera los zapatos de gloria y caminara un kilómetro sería la primera persona en caminar un kilómetro en esos zapatos
Rodríguez es maestra de comedia es la prueba una primera prueba fehaciente de que contar chistes malos engorda	Rodríguez es maestra de comedia es la prueba fehaciente de que contar chistes malos engorda

El texto que transcribe la herramienta “dictar” no contiene ningún signo de puntuación, por lo que la última corrección consta en agregar los signos de puntuación. Un ejemplo de esta corrección se muestra en la Tabla 23.

Tabla 23 Ejemplo de agregación de signos de puntuación

Texto sin signos de puntuación	Texto con signos de puntuación
El papá del Chaparro es como su club de fans no tiene No manches Chaparro hasta la canción de Scooby-Doo tiene papá	El papá del Chaparro es como su club de fans: no tiene. No manches Chaparro, hasta la canción de Scooby-Doo tiene papá.
El Chaparro llora cuando alguien va por cigarros es como no mamá no fumes no te vayas también	El Chaparro llora cuando alguien va por cigarros, es como "no mamá, no fumes, no te vayas también".
La Bea es pobre su mamá la quiso abortar no le alcanzó mira la dejó a medias	La Bea es pobre, su mamá la quiso abortar, no le alcanzó, mira, la dejó a medias.

IV.I.II Etiquetado

El corpus cuenta con seis etiquetas que se deben aplicar a cada uno de los chistes, cada etiqueta se realizó de manera manual. El etiquetado tiene la finalidad de identificar el contenido del chiste, el tema abordado, el nivel de ofensividad que pueda conllevar y su uso tanto para inicial la batalla verbal como para responder a una ofensa echa por el contrincante. Cada una de las etiquetas se describen a continuación:

Hablante (h)

Esta etiqueta permite distinguir los textos que pertenecen a cada participante o hablante. Para esta etiqueta se le asignaron el valor “1” al primer participante y todos los chistes contados por este participante obtuvieron el valor “1”, para el segundo participante se le asignaron el valor “2” y al igual que con el primer participante todos los chistes del segundo participante obtuvieron el valor “2” en esta etiqueta, en caso de existir más participantes se les asignara el valor en el orden en el que aparezcan y todos sus chistes tendrán el valor que se les asigno al principio.

Nivel de ofensa (NO)

Este valor es medido de acuerdo con las reacciones del público y el participante receptor de la ofensa, existen tres niveles de ofensa que son:

- Moderado: Cuando el chiste generó una reacción de risa y/o aplausos tanto en el público como en el comediante se asignó el valor “1”.
- Ofensivo: Cuando el chiste contado generó en el público una reacción negativa (vea Figura 3), normalmente expresada con “!uh!” que denota una expresión de dolor, desilusión y desprecio se asignó el valor “2”.



Figura 3 Expresión de negativa en el publico

- Muy ofensivo: Cuando el chiste generó una reacción negativa tanto en el público como en el receptor del chiste de insulto (vea Figura 4) o sonaba una trompeta en el programa lo que denota que el chiste fue muy ofensivo se asignó el valor “3”.



Figura 4 Expresión negativa en el receptor del chiste de insulto

En la Tabla 24 se muestran los niveles de ofensa y los valores que se deben asignar a la etiqueta.

Tabla 24 Niveles de ofensa

Nivel de ofensa	Valor
Moderado	1
Ofensivo	2
Muy ofensivo	3

Dirección del chiste (DC)

Esta etiqueta indica a quién le es contado el chiste y puede tomar los siguientes valores:

- Chiste dirigido al público (valor asignado 0): Se asigna este valor cuando el chiste es contado al público aun que el receptor del insulto es el comediante contrincante, se caracteriza por utilizar pronombres en tercera persona.
- Chiste dirigido al comediante (valor asignado 1): Este valor es asignado cuando el chiste y el insulto son dirigidos al comediante, se caracteriza por utilizar pronombres en segunda persona.
- Chiste dirigido al público y al comediante (valor asignado 2): Se asigna este valor cuando una parte del chiste contado al público y otra parte del chiste es contada al comediante, se caracteriza por utilizar pronombres en segunda y tercera persona para referirse a su contrincante.

En la Tabla 25; **Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se muestran las diferentes direcciones de los chistes y los valores que se deben asignar a la etiqueta “dirección del chiste”.

Tabla 25 Dirección del chiste

Dirección del chiste	Valor
Chiste dirigido al público	1
Chiste dirigido al comediante	2
Chiste dirigido al público y al comediante	3

Un ejemplo de las diferentes direcciones de los chistes se visualiza en la Tabla 26.

Tabla 26 Ejemplo de dirección del chiste

Chiste	DC
El papá del Chaparro es como su club de fans: no tiene. No manches Chaparro, hasta la canción de Scoby-Doo tiene papá.	0
Qué bonitos chistes, Chaparrito, ¿los escribiste el día del padre? tenía mucho tiempo libre.	1
Ana Julia, a mí me encanta que nunca aceptes un no como respuesta, carajo... si no me creen, vayan al semáforo en el que trabaja.	2

Contenido sexual (CS)

Esta etiqueta determina si el chiste tiene contenido sexual, cuando existe contenido sexual en el chiste el valor asignado es “1” de lo contrario es “0”.

El contenido sexual se distingue por hablar de temas como albur, palabras dobles sentido, genitales o cualquier parte del cuerpo que pueda aludir al acto sexual o sea tratado con morbosidad, relaciones o cualquier acto sexual, preferencias sexuales, etc.

Contenido delicado (CD)

Esta etiqueta determina si el chiste tiene contenido delicado, cuando existe contenido delicado en el chiste el valor asignado es “1” de lo contrario es “0”.

El contenido delicado toca temas oscuros como la violencia (asesinato, abuso, violencia doméstica, violación, tortura, guerra, genocidio, terrorismo, corrupción), discriminación (chovinismo, racismo, sexismo, homofobia, transfobia), enfermedad (ansiedad, depresión, suicidio, pesadillas, abuso de drogas, mutilación, discapacidad, enfermedad terminal, locura), sexualidad (sodomía, homosexualidad, incesto, infidelidad, fornicación), religión y barbarie (referencia).

Cantidad de groserías (CG)

Esta etiqueta contiene la cantidad de groserías que existen dentro del chiste, estas se contaron de forma individual, por lo tanto, si la misma grosería aparece varias veces a lo largo del chiste, se contó cada una de las veces que apareció dicha grosería, en caso de no existir groserías el valor asignado es 0.

IV.I.III Clasificación

La clasificación permite determinar de qué trata un chiste y esta clasificación se divide en tema y subtema. El tema es el tema general del cual trata un chiste y el subtema especifica de qué trata el chiste, por ejemplo, si un chiste trata de una enfermedad como el cáncer el tema tomará el valor de enfermedad y el subtema será cáncer.

Los chistes pueden contener diversos temas y cada tema puede contener diversos subtemas, por lo que fue necesario generar una anotación para poder diferenciar los temas y subtemas. Los temas se dividen utilizando el símbolo “|” (tema1|tema2), el mismo símbolo se utiliza para diferenciar los subtemas que le pertenecen a cada tema, pero para diferenciar los subtemas se utiliza el símbolo “;” (subtema1tema1; subtema2tema1| subtema1tema2; subtema2tema2), en caso de no existir un tema se asigna el valor “na” y si no hay subtema se asigna el valor “ns”. En la Tabla 27 se pueden apreciar varios ejemplos de la clasificación.

Tabla 27 Ejemplos de clasificación

Tema	Subtemas
aspecto físico y enfermedad	complexión gruesa, fealdad y ns
na	ns
vida persona	Profesión y relaciones amorosas
vida personal y aspecto físico	Profesión, relaciones amorosas, complexión gruesa y fealdad

IV.I.IV Corpus generado

El corpus obtenido consta de 59 batallas verbales, con un total de 667 chistes de insulto, en donde se utiliza un formato xml para almacenar el valor del corpus etiquetado, en la Figura 5 se muestra un ejemplo de un registro que compone el corpus.

```
<bv 47>
<fuente=https://www.youtube.com/watch?v=TxHuPX_AvvA&ab_channel=ComedyCentralLatinoam%C3%A9rica>
cantidad_de_chistes=12>
<bv>
<h1>no voy a hablar del elefante en la habitación ella va a hablar sola ahorita<no=1><dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=aspecto
físico><subtemas=obesidad></h1>
<h1>para la gente que estaba preocupada por la extinción de la vaquita marina no se preocupen gaby llanas está
embarazada<no=1><dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=aspecto físico><subtemas=obesidad></h1>
<h1>ya hay una redada ecológica para ayudarla ya está la marina encargándose de ello porque es la vaquita marina<no=1>
<dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=aspecto físico><subtemas=obesidad></h1>
<h2>pues la verdad es que estoy muy contenta por venir aquí sobre todo por ray porque nos van a pagar<no=1><dc=0><cg=0>
<cs=0><cd=0><temas=vida personal><subtemas=pobreza></h2>
<h2>yo la verdad es que solo les quiero decir que si de verdad quieren ir a un buen show de comedia no pidan ray<no=2>
<dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=nombre><subtemas=ns></h2>
<h1>gaby llanas y yo tenemos bastantes cosas en común somos nortños somos altos tenemos la misma talla de hombro lo único
que le puedo dar de favor a ella es que sí tiene el pito más grande que yo<no=2><dc=0><cg=1><cs=1><cd=0><temas=aspecto
físico><subtemas=físico masculino></h1>
<h2>dicen que ray es el pedro sola del stand up no por gay sino por sola<no=2><dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=vida personal>
<subtemas=soledad></h2>
<h1>gaby llanas tiene este cuerpo como piernas delgadas y el pecho como muy grande así vestida parece la directora de una
escuela de palomas<no=1><dc=0><cg=0><cs=0><cd=0><temas=aspecto físico><subtemas=pecho;vestimenta></h1>
<h2>ray en una de sus rutinas dice que él como es del norte sabe lo que es cagar sudando yo también sabría si todo el
tiempo cagara para adentro<no=2><dc=0><cg=2><cs=1><cd=1><temas=sexualidad|vida personal><subtemas=homosexualidad|relaciones
sexuales></h2>
<h1>mira gaby quien te vea pensaría que no cagas<no=3><dc=1><cg=1><cs=0><cd=0><temas=aspecto físico><subtemas=obesidad>
</h1>
<h1>gaby llanas es una mujer preciosa bueno gaby llanas es como una mujer preciosa convirtiéndose en hulk o como la mitad
de hulk<no=1><dc=0><cg=1><cs=0><cd=0><temas=aspecto físico><subtemas=físico masculino></h1>
<h2>ray lleva tanto tiempo soltero que tiene el culo tan desocupado que ya se mete la gente a monearse ahí<no=1><dc=0>
<cg=1><cs=1><cd=1><temas=vida personal><subtemas=soledad;vida sexual></h2>
</bv>
```

Figura 5 Ejemplo del corpus

En la Tabla 28 se muestran las características del corpus, además muestra la clasificación de este, con base en la clasificación mostrada por Llisterri y Torruella (1999) en su artículo titulado “Diseño de corpus textuales y orales”.

Tabla 28 Corpus

Clasificación	
Origen	Referencia
Codificación y Anotación	Anotado
Tiempo	Sincrónico
Cantidad de texto	Pequeño
Características	
Número de textos	667
Idioma	Español
Datos incluidos	chistes, participante, nivel de ofensa, dirección del chiste, contenido sexual, contenido delicado, tema y subtema

IV.IIMódulo de detección de tema del chiste

Se desarrolló un clasificador empírico basado en diccionarios para la clasificación de temas. Se probó utilizando 264 chistes del corpus que corresponden a 24 batallas verbales. Se analizaron los chistes que pertenecen al tema de aspecto físico, donde se identificaron 103 palabras que se utilizaron únicamente en chistes de aspecto físico o se utilizaron de manera frecuente, las palabras se dividieron en cinco categorías, estas palabras se utilizaron para generar un diccionario. En la Tabla 29 se muestra el diccionario generado y sus categorías.

Tabla 29 Diccionario

Categoría	Cantidad	Palabras
Verbos	12	evolucionar, confundir, correr, operar, roncar, respetar, tapar, engordar, bañar, lucir, vestir y ver
Partes del cuerpo	36	espalda, quijada, migratorio, pene, nariz, diente, cara, dedo, cadera, nalga, chichis, ombligo, cuerpo, pierna, barba, frente, cejas, ojos, mejillas, labios, mentón, orejas, cabello, barbilla,

Categoría	Cantidad	Palabras
		vagina, boca, cuello, dientes, pelo, panza, ano y cola
Insultos referenciados	20	cerdo, elefante, marrano, peor, vagabundo, abuelo, pelicano, dragón, hobbit, gótico, cepillín, chichota, porky, tentáculo, muñeco, sumo, carnitas, extraterrestre, chimostrufia y borracho
Adjetivos	17	problema, guapo, raro, angosto, desecho, flaco, enano, salud, auténtico, feo, peligroso, negro, gordo, mayor, sobrepeso, cochino y chiquito
Otros	18	triglicérido, condición, vista, vestuario, comida, peinado, resultado, alguien, delinear, habla, cana, ceguera, desnudo, curva, Brackets, olor, kilo y tamaño
Total	103	

La categoría de "insultos referenciados" comprende palabras que se utilizan para insultar una característica específica, como por ejemplo la palabra "elefante", que se refiere a una persona de gran tamaño o con una complexión física gruesa. En cambio, la categoría "otros" engloba palabras que no encajan en las otras cuatro categorías identificadas y que no cuentan con un número suficiente de palabras similares para justificar la creación de una nueva categoría.

Al analizar la frecuencia de las palabras del diccionario en el corpus, se descubrió que las palabras pertenecientes a la categoría de "partes del cuerpo" se utilizan con frecuencia en los chistes del corpus que no se centran en el tema del "aspecto físico". Estos chistes suelen emplear una parte del cuerpo, especialmente partes sexuales, para insultar a otra persona importante del antagonista, como familiares o amigos. Se observó que, en estos casos, se utiliza una palabra de la categoría "partes del cuerpo", aproximadamente

siete palabras después se utilizan "tu" o "tú", y posteriormente se utiliza un pronombre (identificado en las etiquetas POS como "NOUN").

Con base en esta observación, se estableció la primera regla semántica para estructurar las oraciones y así evitar que el clasificador empírico se confunda. La primera regla se define como: Si la palabra entrante es de la categoría “partes del cuerpo” y posteriormente en un rango del uno a siete palabras existen las palabras “tu” o “tú” seguido de un pronombre la regla semántica se cumple, por lo tanto, la palabra no se cuenta como un insulto de aspecto físico. La primera regla semántica se representa en la Figura 6.

Input: *palabra*
Output: *Boolean*
 1: $A \leftarrow "tu" + NOUN$
 2: $B \leftarrow "tú" + NOUN$
 3: **if** *palabra* in "partes del cuerpo" **then**
 4: **if** A **or** B in rango[1, 7] **then**
 5: **return** *True*
 6: **else**
 7: **return** *False*

Figura 6 Primera regla semántica

En la Tabla 30 se muestran ejemplos de textos de la primera regla semántica, donde “otro tema” se refiere a que es cualquier otro tema que no sea aspecto físico.

Tabla 30 Ejemplos de la primera regla semántica

Ejemplo	Se cumple la regla
A mí me gusta ver la cara de tu mama y fingir que estoy en una película de terror.	Se cumple la regla (otro tema)
Que gracioso que a pesar de que no te eh dado un solo golpe tu nariz esta toda chueca.	No se cumple la regla (es tema de aspecto físico)
Me da mucho gusto verte, pero me da más gusto verte sin el pie de álex fernández en tu cara.	Se cumple la regla (otro tema)

Al realizar un análisis de la frecuencia de las palabras del diccionario en el corpus, se identificó otro caso particular relacionado con el uso de los verbos "ser", "ver" y "estar". Estos verbos no solo se utilizan para describir aspectos físicos, sino también para describir otros aspectos de la vida del comediante, como su profesión, su familia, entre otros. Cuando

se emplean estos verbos para describir un aspecto físico del antagonista, suele encontrarse después de aproximadamente tres a seis palabras alguna otra palabra del diccionario o la palabra "como", la cual indica una comparación. Por ejemplo, "eres como un elefante".

Con base en esta observación, se estableció la segunda regla semántica, que se define como: La palabra entrante es "ser", "ver" o "estar" y en un rango de tres a seis palabras existe la palabra "como" o alguna otra del diccionario la primera regla semántica se cumple, por lo tanto, la palabra se cuenta como un insulto de aspecto físico. La segunda regla semántica se representa en la Figura 7.

Input: palabra
Output: Boolean

```

1:  $A \leftarrow \text{"como"}$ 
2:  $B \leftarrow \text{palabra en el diccionario}$ 
3: if palabra = "ser" or "ver" or "estar" then
4:   if  $A$  or  $B$  in rango[3, 6]: then
5:     return True
6:   else
7:     return False

```

Figura 7 Segunda regla semántica

En la Tabla 31 se muestran ejemplos de textos de la primera regla semántica.

Tabla 31 Ejemplos de la segunda regla semántica

Ejemplo	Se cumple la regla
Eres como peña nieto: a los 2 no se les entendía cuando hablaban, pero él sí daba gracia.	No se cumple la regla (otro tema)
No sé si eres una comediante muy fea o pez muy guapo.	Se cumple la regla (es tema de aspecto físico)
Tus chistes están pésimos amigo que mal va tu carrera de comediante.	No se cumple la regla (otro tema)

El clasificador empírico recibe como entrada el chiste posteriormente realiza un preprocesamiento al texto que consta en lematizar y tokenizar el texto. La lematización reduce las palabras a su forma raíz o lexema (como se encuentra en el diccionario, ejemplo escribiendo - escribir). La tokenización se realiza utilizando las etiquetas universales POS (Part Of Speech) propuestas por Petrov et al. (2011).

Para realizar la clasificación se valida palabra por palabra si esta pertenece al diccionario, en caso de ser así pasa a validar las dos reglas semánticas y asigna un valor determinado para cada regla, en caso de no entrar a ninguna regla semántica se asigna el valor “1”, al finalizar suma todos los valores asignados, si el valor es mayor a cero es contado como chiste de insulto. El clasificador empírico se define en la Figura 8.

```
Input: Chiste
Output: Tema
1: for all palabra : chiste do
2:   if palabra in diccionario then
3:     if palabra in RS1 then
4:       if RS1 = False then
5:         cont ++
6:       else if palabra in RS2 then
7:         if RS2 = True then
8:           cont ++
9:         else
10:          cont ++
11: end for
12: if cont > 0 then
13:   return Aspecto fisico
14: else
15:   return Otro tema
```

Figura 8 Clasificador empírico

IV.III Módulo de generación de chiste

Para la generación de chistes se seleccionaron los chistes de aspecto físico encontrados en el corpus y se seleccionaron aquellos que pudieran ser utilizados para cualquier persona. De todos los chistes del corpus del tema de aspecto físico solo se pudieron seleccionar 63, ya que los demás chistes no pueden ser utilizados para cualquier persona porque su contenido depende del escenario, público, jurado, carrera, trabajo, entre otros temas, por ejemplo, “Te pareces a la versión menos famosa del diablito”, en este chiste se usa al jurado que es “el diablito” como una comparativa.

Los chistes seleccionados pasaron por un proceso de adaptación que se realizó de manera manual y consta de tres pasos:

1. Cambio de palabras: Este cambio consiste en cambiar la palabra comediante por persona. En la Tabla 32 se muestran algunos ejemplos de este cambio.

Tabla 32 Ejemplos de cambio de palabras

Chiste original	Chiste cambiado
No sé si eres una comediante muy fea o pez muy guapo.	No sé si eres una persona muy fea o pez muy guapo.
Eres una comediante con mucho colmillo, mucho incisivo, mucha muela... todo mal acomodado, pero mucho.	Eres una persona con mucho colmillo, mucho incisivo, mucha muela... todo mal acomodado, pero mucho.

2. Eliminación de texto innecesario: Eliminación de textos innecesarios en el chiste tales como la introducción para realizar el chiste o palabras extras del comediante. En la Tabla 33 se muestran algunos ejemplos de este cambio.

Tabla 33 Ejemplos de eliminación de palabras extras

Chiste original	Chiste cambiado
Damas y caballeros quiero decirles que él es la respuesta de como sería si el muñequito de Michelin hubiera tenido un hijo.	Eres la respuesta de cómo sería si el muñequito de Michelin hubiera tenido un hijo.
Quiero decirte que eres super persistente, has engordado y engordado y engordado hasta conseguir chichis naturales.	Eres super persistente, has engordado y engordado y engordado hasta conseguir chichis naturales.

3. Chiste estructurado en segunda persona: Esta última corrección es muy importante ya que al ser un chat la conversación va en segunda persona y los chistes del corpus pueden estar estructurados en tercera persona por lo que los chistes pueden

perder el sentido al contarse en tercera persona dentro del chat. En la Tabla 34 se muestran algunos ejemplos de este cambio.

Tabla 34 Ejemplos de estructura del chiste en segunda persona

Chiste original	Chiste cambiado
Ella es pobre, su mamá la quiso abortar, no le alcanzó y la dejó a medias.	Eres pobre, tu mamá te quiso abortar, no le alcanzó y te dejó a medias.
Cuando él viaja en la combi también paga pasaje aún sentado en las piernas.	Cuando viajas en la combi también pagas pasaje aún sentado en las piernas.

A fin de identificar que chistes pueden ser utilizados en la batalla tipo *Roast* haciendo uso de la información extralingüística proporcionada por el usuario, se realizó una indexación de los chistes y la información extralingüística, esta indexación permite conocer que chistes se adaptan al perfil del contrincante. La indexación de la información extralingüística se explica en el punto IV.III.I y la indexación de los chistes en el punto IV.III.II

IV.III.I Indexación de la información extralingüística.

La indexación de la información extralingüística consta de una cadena con 13 letras cada una perteneciente a un punto específico de la información extralingüística. Cada etiqueta y sus diferentes valores se describen en la Tabla 35.

Tabla 35 indexación de la información extralingüística

Numero	Nombre	Valores
1	Sexo	M: Masculino F: Femenino
2	Tono de piel	G: Güera M: Morena O: Oscura
3	Estatura	N: alta B: Baja
4	Bello facial	N: No 1: bigote 2: barba
5	Cabello	0: No N: Si

Numero	Nombre	Valores
6	Dientes	N: Sin defectos C: Chuecos I: Incompletos E: Encías grandes D: Dientes grandes
7	Complexión física	N: Delgada o Media G: Gruesa
8	Nariz	N: Buen estado 1: Mal estado
9	Papada	N: No 1: Si
10	Distingue entre cuello y quijada	N: No 1: Si
11	Vestimenta	N: Normal 1: Extravagante
12	Hijo(s)	N: No 1: Si
13	Pareja	N: No 1: Novio(a) o pareja 2: Esposo(a)

Un ejemplo de la indexación de la información extralingüística es “MGNNNCNNNNN1P” que describe a un hombre güero, con dientes chuecos, que tiene hijo(s) y pareja. La descripción de esta indexación se muestra en la Tabla 36, donde la etiqueta N significa que no cuenta con una característica a insultar en esa etiqueta.

Tabla 36 Ejemplo de la indexación de la información extralingüística

Letra	Descripción
M	Sexo masculino
G	Tono de piel güera
N	Na
N	Na
N	Na
C	Dientes chuecos
N	Na
N	Na
N	Na
N	Na

Letra	Descripción
N	Na
I	Hijo(s)
P	Pareja

IV.III.II indexación del chiste

La indexación del chiste sigue una estructura similar al de la información extralingüística, con la diferencia de que agrega cinco letras más. La indexación del chiste facilita la definición del contenido del chiste, permitiendo identificar las características físicas de una persona que pueden ser abordadas. Además, posibilita conocer el tono del chiste y su nivel de potencial ofensivo, permitiendo establecer un regulador de ofensas.

La etiqueta se divide en seis partes que se pueden apreciar en la Figura 9 Partes de la indexación del chiste.



Figura 9 Partes de la indexación del chiste

Las letras pertenecientes a características del chiste son las mismas a las presentadas en el punto IV.III.I Esta indexación tiene el objetivo de definir las características que el contrincante debe tener para ser contado el chiste, si el contrincante no cumple con las características que pide el chiste este no podrá ser utilizado ya que no se adapta a su perfil. A diferencia de la indexación de la información extralingüística el valor “N” indica que no es necesaria esa característica para ser contado el chiste.

En la Tabla 37, se muestran los valores que puede tener las distintas partes de la indexación del chiste, a excepción de la parte de características del chiste ya que esta fue explicada en el punto anterior

Tabla 37 Indexación del chiste

Letra	Valor
Tipo de chiste	E: Especifico G: General
Contenido sexual	0: No contiene contenido sexual 1: Contiene contenido sexual
Contenido delicado	0: No contiene contenido sexual 1: Contiene contenido sexual
Nivel de ofensa	1: Moderado 2: Ofensivo 3: Muy ofensivo
Uso del chiste	I: Indiferente C: Comienzo de la batalla verbal R: Respuesta a un chiste

Un ejemplo de la indexación del chiste es “EMNBNNNNNNNNNN003R” que describe el chiste de tipo específico para un hombre de estatura baja, sin contenido crudo o delicado, considerado muy ofensivo y debe ser utilizado como respuesta a otro chiste. La descripción de esta se muestra en la Tabla 38.

Tabla 38 Ejemplo de la indexación del chiste

Letra	Valor
E	Tipo de chiste específico
M	Sexo masculino
B	Estatura baja
0	Sin contenido sexual
0	Sin contenido delicado
3	Muy ofensivo
R	Utilizado para respuesta

IV.III.III Funcionamiento

Con la información extralingüística definida e indexada y los chistes adaptados e indexados, se genera el humor comparando la información del usuario con la de un chiste y las configuraciones establecidas en el nivel de ofensa, en caso de que el chiste sea compatible con el usuario, tomara ese chiste para un posible uso en la batalla tipo *roast*.

Para poder saber que chiste va a tomar del corpus el modelo realiza una evaluación del turno y el tema del chiste introducido por el usuario. Cuando el modelo inicia la batalla tipo *roast* el modelo selecciona un chiste al azar del corpus hasta encontrar uno que se adapte al usuario. En caso de que el tema del chiste introducido por el usuario sea “aspecto físico” tomara el chiste más similar del corpus y la respuesta a este, en caso de que la respuesta se adapte al perfil del usuario tomara enviara el chiste, en caso contrario buscara un aleatorio. En la Figura 10 se muestra pseudocódigo de la selección del chiste.

```

Input: indexación de chiste (IC), turno
Output: Chiste
1: IIE ← indexación de la información extralingüística
2: NMO ← nivel máximo de ofensa
3: CS ← Contenido sexual
4: CD ← indexación de la información extralingüística
5: if IC[15] ≤ NMO and (IC[16] = "I" or turno) then
6:   if ((CS = "1" and IC[13] = "0") or CS = "0") and ((CD = "1"
   and IC[14] = "0") or CD = "0") then
7:     if IC[1] = "G" then
8:       return Chiste
9:     else
10:      coincidencia ← TRUE
11:      for i = 0 → 13 do
12:        if IC[i + 1] != "N" then
13:          if IC[i + 1] != IIE[i] then
14:            coincidencia ← FALSE
15:      if coincidencia = True then
16:        return Chiste

```

Figura 10 validación del uso de chiste

IV.III.IV **Mostrar chiste**

Una vez seleccionado el chiste que se adapte al perfil del usuario se mostrara el chiste en el chat, pero antes se realiza una validación y una corrección. La validación conste en que el chiste a mostrar no haya sido mostrado previamente en el chat, en caso de ya haber sido mostrado en el chat se seleccionara otro chiste. La corrección consiste en verificar si el chiste necesita nombre para ellos los chistes a utilizar cuentan con una etiqueta “[nombre]”, esta etiqueta indica que en esa parte del texto va el nombre del usuario, cuando el chiste tiene la etiqueta “[nombre]” cambia el valor de la etiqueta por el nombre del usuario, algunos ejemplos de chistes con la etiqueta “[nombre]” se visualiza en la Tabla 39.

Tabla 39 Ejemplo de la etiqueta "[nombre]"

Chiste
[nombre] deberías de vestirte todo exótico con 10 millones de colores, todo llamativo para que no te pisen.
[nombre] no sé si sepas, pero te quieren para la segunda parte de Apocalyppto... porque se van a ahorrar maquillaje, caracterización y maestro del idioma.
[nombre] yo creo que deberías usar bufanda... para que la gente pueda identificar tu cara del resto de tu cuerpo.

IV.IV Módulo de interfaz

Este módulo fue desarrollado utilizando html, css, js, bootstrap y el framework flask para poder conectar la interfaz web con el modelo computacional para la generación de humor. La interfaz se divide en 3 vistas, que se explican del punto número IV.IV.I al IV.IV.III.

IV.IV.I Inicio

La vista inicio da una breve introducción de lo que trata el proyecto y lo que encontrar a lo largo de la página web, además la página contiene el logotipo del tecnológico nacional de México y el del centro nacional de investigación y desarrollo tecnológico (CENIDET). La Figura 11 muestra como es la vista inicial.



Figura 11 Vista de inicio

IV.IV.II Cuestionario

Esta vista permite obtener la información de extralingüística del usuario, el cuestionario le permite al usuario introducir una descripción de su aspecto físico (esta descripción está sujeta a la perspectiva del usuario), la información introducida por el usuario permitirá al modelo conocer al usuario y posteriormente utilizará esa información para generar chistes.

La información extralingüística se determinó analizando los diferentes temas que se encontraron en el corpus, para ello se separaron los temas que se encontraron en el corpus y se midió la frecuencia que con la que se utilizan dichos temas en los chistes, el resultado se puede apreciar en la Figura 12.

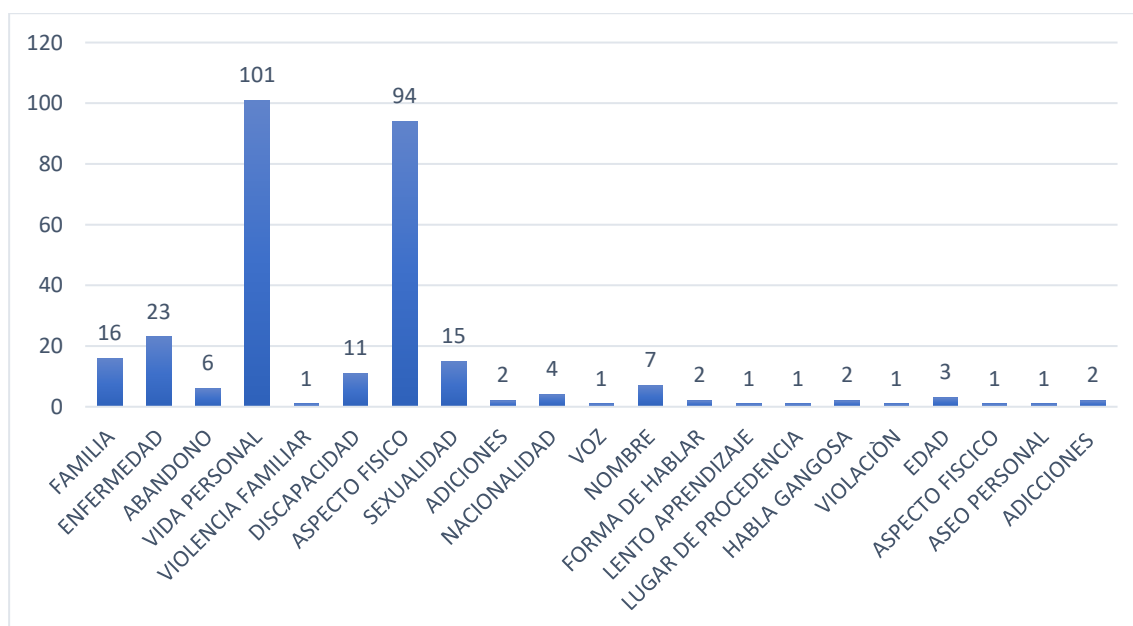
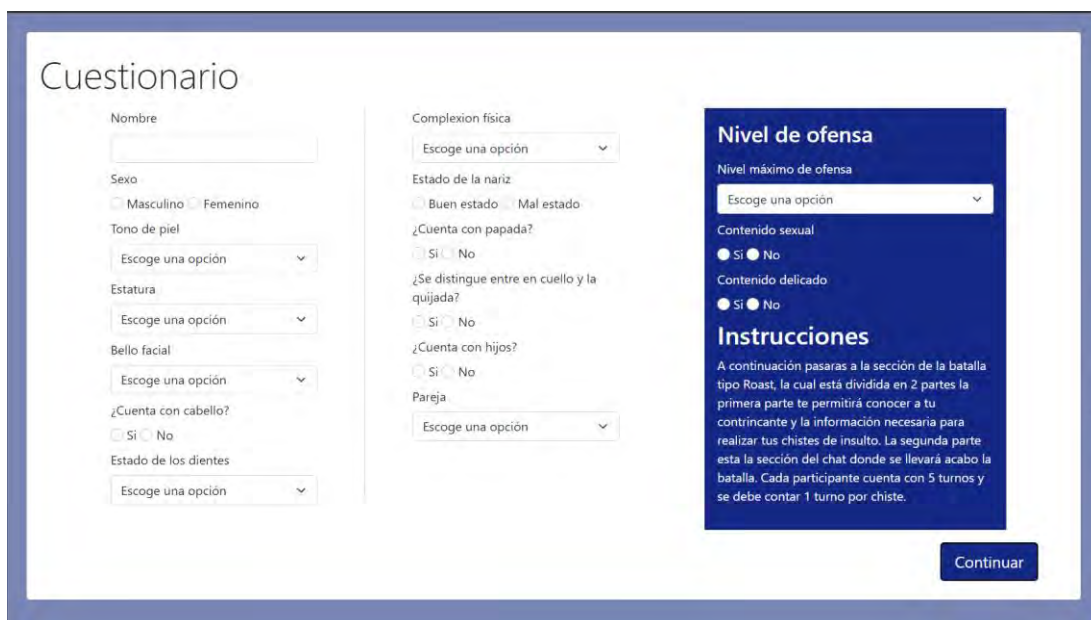


Figura 12 Frecuencia de uso de temas

Se puede apreciar que tanto “vida personal” como “aspecto físico” son los temas más utilizados en el corpus. Ya que “vida personal” los chistes en el corpus son muy específicos para la carrera y vida de los comediantes, no pueden ser considerados útiles para la generación de humor ya que no se pueden adaptar para utilizar con otra persona. Por otro lado, los chistes del tema “aspecto físico” son más fáciles de adaptar para ser utilizados con otras personas, ya que no todos los chistes necesitan que la persona cumpla con un perfil específico ya que son muy generales y pueden ser utilizados en cualquier persona. Con lo antes mencionado el modelo se centra únicamente en chistes de aspecto físico.

Teniendo el tema identificado se analizaron las palabras que contiene el diccionario utilizado en el módulo de detección de tema de chiste. La información extralingüística necesaria para los chistes de aspecto físico es el sexo, tono de piel, estatura, existencia de bello facial, existencia de cabello, dientes, complexión física, nariz, papada, existencia de distensión entre cuello y quijada, existencia de hijos y/o pareja que a pesar de que no es un subtema de aspecto físico si existen chistes que usen esta información.

La información extralingüística será obtenida en la vista cuestionario de la interfaz (vea Figura 13).



The screenshot shows a questionnaire form with the following sections:

- Nombre:** A text input field.
- Sexo:** Radio buttons for 'Masculino' and 'Femenino'.
- Tono de piel:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Estatura:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Bello facial:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- ¿Cuenta con cabello?:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- Estado de los dientes:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Complexión física:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Estado de la nariz:** Radio buttons for 'Buen estado' and 'Mal estado'.
- ¿Cuenta con papada?:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- ¿Se distingue entre en cuello y la quijada?:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- ¿Cuenta con hijos?:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- Pareja:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.

On the right side, there is a blue box with the following content:

- Nivel de ofensa:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Nivel máximo de ofensa:** A dropdown menu labeled 'Escoge una opción'.
- Contenido sexual:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- Contenido delicado:** Radio buttons for 'Si' and 'No'.
- Instrucciones:** A text block explaining the roast battle format: 'A continuación pasaras a la sección de la batalla tipo Roast, la cual está dividida en 2 partes la primera parte te permitirá conocer a tu contrincante y la información necesaria para realizar tus chistes de insulto. La segunda parte esta la sección del chat donde se llevará acabo la batalla. Cada participante cuenta con 5 turnos y se debe contar 1 turno por chiste.'
- Continuar:** A blue button at the bottom right.

Figura 13 Cuestionario

IV.IV.III Avatar y Chat

La última parte de la interfaz de divide en “avatar” y “chat”. La parte del “avatar” muestra un personaje con su nombre y un listado de su información (misma información pedida en el cuestionario), el avatar tiene la finalidad de servir como referencia del aspecto físico del contrincante del usuario y pueda generar sus chistes para la batalla tipo *roast*, el modelo cuenta con siete avatares diferentes cada uno con su propia información. En la Figura 14 se muestra un ejemplo de un avatar.



Figura 14 Ejemplo de un avatar

La parte del chat permite la interacción entre el modelo computacional generador de humor, el chat muestra quien comienza y a quien le corresponde cada turno, el inicio de la batalla tipo *roast* es de forma aleatoria y en caso de comenzar el modelo computacional este mostrara un chiste utilizando la información del usuario. En la Figura 15 se muestra el chat.

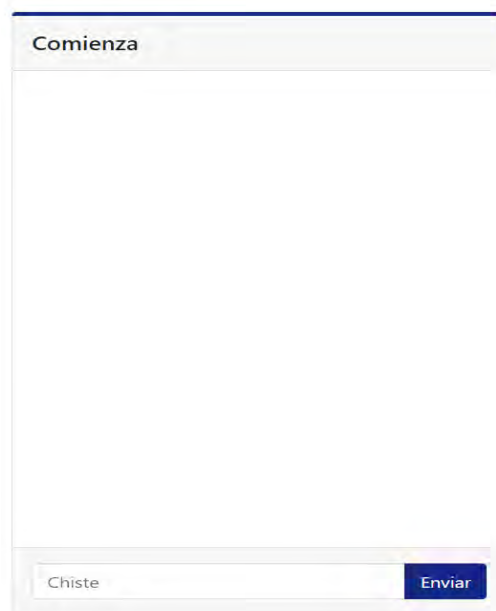


Figura 15 Chat

Capítulo V Experimentación y resultados

En este capítulo, se presentan los detalles de la experimentación realizada. Se comenzará por describir la experimentación realizada seguido de los resultados obtenidos.

V.I Experimentación

Como parte de la experimentación para este trabajo de tesis se realizaron pruebas de funcionamiento, con las cuales se evaluó el rendimiento del método de generación de humor desarrollado. El objetivo de estas pruebas de funcionalidad fue determinar qué también se comporta el modelo ante diversos perfiles o información extralingüística. También se realizó una prueba para el clasificador empírico utilizando las métricas de *accuracy*, precisión y *recall*.

En el contexto de la generación de humor, es fundamental asegurarse de que el método propuesto sea capaz de producir resultados satisfactorios en diferentes escenarios y con diferentes características de entrada. Por lo tanto, las pruebas de funcionamiento se diseñaron para evaluar el desempeño del modelo en situaciones que involucran perfiles diversos, buscando garantizar que sea capaz de generar humor de manera efectiva y consistente, independientemente de las características específicas del usuario o el contexto en el que se utilice.

Estas pruebas de funcionalidad proporcionarán información valiosa sobre el rendimiento del método de generación de humor en diferentes escenarios, lo que permitirá obtener conclusiones más sólidas y tomar decisiones informadas sobre su viabilidad y aplicabilidad en el contexto deseado.

Adicional a las pruebas de funcionamiento se realizó una encuesta que está basada en el estado del arte, en el cual se apreció una tendencia de utilizar una plataforma web donde las personas realizaban una evaluación del humor generado automáticamente por un modelo computacional. Yamane et al. (2021), Gonçalo Oliveira et al. (2016) y Valitutti et al. (2013) utilizaron servicios de colaboración colectiva para que un grupo de personas pudiera evaluar los chistes generados automáticamente. Winters et al. (2018) también utilizó una plataforma web para la evaluación del humor generado automáticamente, que a diferencia de los demás evalúa el humor generado automáticamente con el humor generado por personas.

La encuesta esta principalmente basada en la evaluación utilizada por Winters et al. (2018), donde se evalúa el humor generado automáticamente con el humor generado por personas ya que al replicar batallas verbales tipo roast el modelo cuenta con chistes generados automáticamente y chistes generados por personas.

Para las pruebas del modelo se llevaron a cabo un total de 12 batallas verbales. De estas, cinco batallas fueron realizadas por personas para obtener chistes generados por individuos reales, los cuales posteriormente se utilizaron en una encuesta. Las siete batallas restantes fueron simuladas, para observar el comportamiento del generador de chistes.

El clasificador empírico se probó utilizando 243 chistes de insulto, de los cuales 107 chistes pertenecen a la categoría de aspecto físico y 136 pertenecen a otros temas.

V.II Resultados

En esta sección se mostrarán los resultados tanto de la generación automática del humor como del clasificador empírico.

V.II.I Generación automática del humor

V.II.I.I Pruebas de funcionalidad

En la Tabla 40 se muestran todas las batallas verbales realizadas, las etiquetas de los perfiles, la configuración de ofensa para cada prueba, las etiquetas de los chistes y su descripción, la cantidad de chistes generales y chistes con referencias.

Tabla 40 Pruebas de batallas realizadas

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
1	MMBNCCNNNNNN	Persona de sexo masculino de tonalidad de piel morena con estatura baja y dientes chuecos	muy ofensivo	si	si	1	EMNNNNNNNNNN 103I	Chiste para una persona de sexo masculino, con contenido sexual, considerado muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	1	4
						2	GNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	ENNBNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona de estatura baja, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	EMNBNNNNNNNN 112I	Chiste para una persona de sexo masculino, de estatura baja, con contenido sexual y delicado, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	EMNBNNNNNNNN 101I	Chiste para una persona de estatura baja, con contenido sexual, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
2	FGBNNNNNNNNNN	Persona de sexo femenino, con tonalidad de piel güera y de estatura baja	ofensivo	si	si	1	ENNBNNNNNNNNNN101R	Chiste para una persona de estatura baja, con contenido sexual, considerado como poco ofensivo y que solo se puede utilizar como respuesta en una batalla verbal	2	3
						2	EFNNNNNNNNNNNN101I	Chiste para una persona de sexo femenino, con contenido sexual, considerado poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	ENNBNNNNNNNNNN111I	Chiste para una persona de estatura baja, con contenido sexual y delicado, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNN001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	GNNNNNNNNNNNN102I	Chiste general para cualquier persona, con contenido sexual, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
3	MGNNNNNNNNNN	Persona de sexo masculino y con tonalidad de piel güera	muy ofensivo	no	si	1	EMGNNNNNNNNNN 011I	Chiste para una persona masculino con tonalidad de piel güera, con contenido delicado, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	4	1
						2	GNNNNNNNNNNNN 002I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GNNNNNNNNNNNN 003I	Chiste general para cualquier persona, considerado como muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
4	MMNNNN11NNNP	Persona de sexo masculino, con tonalidad de piel morena, dientes incompletos, nariz en mal estado, con papada y con pareja	ofensivo	si	si	1	GMNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, con contenido sexual, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	2	3
						2	ENNNNNNN1NNNO 02I	Chiste para una persona con una nariz en mal estado, considerado como muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	ENNNNNNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona con dentadura incompleta, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNN 002I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	EMGNNNNNNNNNN 011I	Chiste para una persona masculino con tonalidad de piel güera, con contenido delicado, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
5	FMNNNNGN1NNN	Persona de sexo femenino con complexión física gruesa y con papada	poco ofensivo	no	no	1	ENNNNNGN1NNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	1	4
						2	ENNNNNGN1NNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	ENNNNNGN1NNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	ENNNNNGN1NNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
6	MGNNNNNNNNNNN	Persona de sexo masculino con tonalidad de piel güera	poco ofensivo	no	no	1	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	4	0
						2	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GMNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	na	na		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
7			muy ofensivo	si	si	1	GNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	5	0
						2	GNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GMNNNNNNNNNNN 101I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	GMNNNNNNNNNNN 103I	Chiste general para cualquier persona, considerado como muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
8			muy ofensivo	si	si	1	GMNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	5	0
						2	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GNNNNNNNNNNNN 003I	Chiste general para cualquier persona, considerado como muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GMNNNNNNNNNNN 101I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	GMNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
9	MOB20CG1111	Persona de sexo masculino, con tonalidad de piel oscura, estatura baja, con barba, sin cabello, con dientes chuecos, complexión física gruesa, con nariz con algún defecto, con papada, sin distinción entre cuello y quijada, con hijos y pareja	poco ofensivo	no	no	1	ENNBNNNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona de estatura baja, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	1	4
						2	ENNBNNNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona de estatura baja, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	ENNNNNNGNNNNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	ENNBNNNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona de estatura baja, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
10						1	GNNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	0	5
						2	EMNNNNNNNNN1N 001I	Chiste para una persona de sexo masculino con hijos, con contenido delicado, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	EMNBNNNNNNNNN 112I	Chiste para una persona de sexo masculino, de estatura baja, con contenido sexual y delicado, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	ENNNNNNGNNNNN 002I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	ENNNNNNGNNNNN 002I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
11			muy ofensivo	si	si	1	ENNBNNNNNNNNNO 01I	Chiste para una persona de estatura baja, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	2	3
						2	ENNNNNNNN1NNNNO 02I	Chiste para una persona con una nariz en mal estado, considerado como muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	GNNNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	GNNNNNNNNNNNNN 102I	Chiste general para cualquier persona, considerado como ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	EMNNNNNNNNNNNN 103I	Chiste para una persona de sexo masculino, con contenido sexual, considerado muy ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

No. Prueba	Etiqueta	descripción de la etiqueta	Nivel de máximo ofensa	Contenido sexual	Contenido delicado	Chiste	Etiqueta del chiste	Descripción del chiste	Cantidad de chistes generales	Cantidad de chistes con referencias
12						1	GMNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal	2	3
						2	GNNNNNNNNNN 001I	Chiste general para cualquier persona, considerado como poco ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						3	ENNNNNNGNNNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						4	ENNNNNNGNNNN 001I	Chiste para una persona con complexión física gruesa, considerado como poco ofensivo que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		
						5	EMNNNNNNNNNN 102I	Chiste para una persona de sexo masculino, con contenido sexual, considerado ofensivo y que se puede utilizar en cualquier momento de la batalla verbal		

V.

Las pruebas del uno al cinco representan batallas generadas con participantes reales. En la mayoría de las batallas, se observa que la gran mayoría de los chistes hacen alusión al aspecto físico de los individuos. No obstante, en la prueba tres, se utiliza solo un chiste con referencia, mientras que los otros cuatro son generales, aplicables a cualquier persona o perfil. Este patrón se debe a que en esa batalla solo se cuenta con solo dos características de aspecto físico para la creación de chistes, lo que limita su capacidad y lo lleva a recurrir a chistes más universales.

De las cinco pruebas realizadas con participantes reales tenemos un total de 25 chistes generados, de los cuales el 60 por ciento (15 chistes) son chistes con referencia (vea Figura 16).

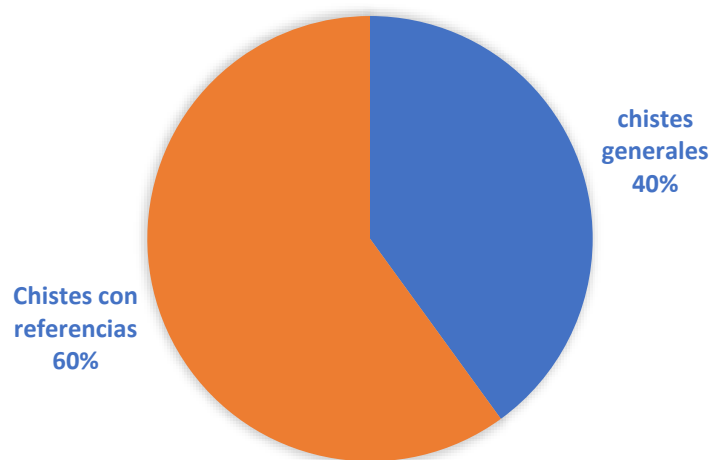


Figura 16 Chistes de las batallas con participantes reales

De las batallas simuladas se utilizaron dos perfiles, el primero solo cuenta con una característica para poder generar chistes y el segundo perfil cuenta con la mayor cantidad de características, además cada perfil se probó con el menor nivel de ofensa, sin contenido sexual ni delicado y con el máximo nivel de ofensa con contenido sexual y delicado.

En las batallas simuladas se emplearon dos perfiles distintos. El primer perfil presenta una única característica para la generación de chistes, mientras que el segundo perfil dispone de múltiples rasgos relevantes. Ambos perfiles se sometieron a dos tipos de pruebas que involucraron distintos niveles de ofensividad:

- Nivel mínimo de ofensa: Chistes considerados poco ofensivos y evitando cualquier contenido sexual o temas delicados.
- Nivel máximo de ofensa: Chistes considerados muy ofensivos, y abarcando contenido sexual y temas delicados.

Las pruebas del seis al ocho están asociadas al perfil que posee una única característica. En la prueba seis, se implementó el nivel mínimo de ofensa, resultando en la generación de solamente cuatro de los cinco chistes requeridos por batalla. Es evidente que, en este contexto, debido a la restricción del nivel de ofensividad y la limitación de una sola característica, se observa una dificultad para alcanzar la totalidad de chistes esperados. Adicionalmente, los cuatro chistes generados son de carácter general y carecen de referencias específicas.

Las pruebas siete y ocho se implementó el máximo nivel de ofensa, se logró exitosamente la generación de los 5 chistes correspondientes en cada batalla, esto se le atribuye a que al tener el máximo nivel de ofensa el modelo contaba con más chistes del corpus. Sin embargo, todos estos chistes también son de naturaleza general, lo cual es atribuible a la limitación inherente del perfil, que solo posee una característica. Este hecho determina la tendencia hacia la creación de chistes más universales, debido a la carencia de elementos adicionales para la variación temática.

Las pruebas del nueve al 12 están vinculadas al perfil que presenta la mayor diversidad de características. En las pruebas nueve y 10, se aplicó el nivel mínimo de ofensa y en ambas instancias se logró la exitosa generación de los 5 chistes requeridos para cada batalla. No obstante, en la prueba 9 destaca un aspecto notable, ya que los cinco chistes creados hacen referencia directa a distintas características específicas del perfil en cuestión.

Particularmente, en la prueba 10, se observa una mayor prevalencia de chistes que utilizan las características del perfil como base para su generación. Esta particularidad resalta debido a la capacidad más amplia del perfil en términos de características disponibles, lo cual permite una mayor variedad temática y una incorporación más efectiva de las particularidades del perfil en los chistes generados.

El Figura 17 se muestran el porcentaje de chistes generales y con referencias de las pruebas nueve y 10.

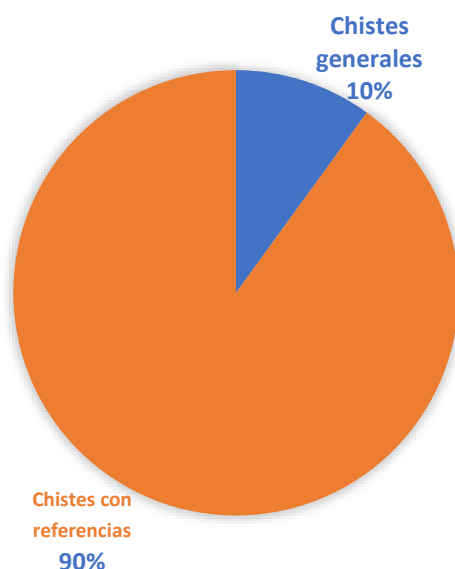


Figura 17 Chistes de las pruebas nueve y 10

En las pruebas 11 y 12, se implementó el nivel máximo de provocación, y en ambas instancias se logró de manera exitosa la generación de los 5 chistes necesarios para cada batalla. En cada una de estas batallas, se observa una estructura coherente en la cual se presentan dos chistes de carácter general y tres chistes que hacen referencia directa a las características específicas del perfil en cuestión.

V.II.II Encuesta

El cuestionario se realizó utilizando los chistes generados por personas en cinco batallas y se separaron los que se consideraron más graciosos, teniendo un total de siete chistes generados por persona, cada uno de estos chistes se compararon con uno aleatorio del corpus de generación de humor (mini corpus generado con 65 chistes extraídos del corpus original).

Para poder evaluar los chistes se dividieron en siete partes donde cada parte contiene siete chistes combinados de los generados por personas y del corpus (no se le muestra al encuestado que chiste pertenece a la persona o al modelo), evaluando un total de 49 chistes. El cuestionario tuvo un total de 315 evaluaciones a los chistes.

El cuestionario se divide en 3 parte que son:

- Introducción: Esta parte da un breve resumen del trabajo realizado, el objetivo del cuestionario y lo que encontrara dentro del mismo.
- Perfil del encuestado: Para conocer el perfil del encuestado esta parte realiza preguntas como género, edad, nivel de estudios, estado de México de procedencia.
- Evaluación del humor: En esta parte del cuestionario se le pide al encuestado que seleccione un numero aleatorio, dependiendo del número que seleccione le mostrara al encuestado una de las siete partes los chistes a evaluar donen a cada uno de los siete combinados se le realizan las siguientes preguntas:
 - ¿Qué chiste te pareció más gracioso?: Con las respuestas: “chiste 1”, “chiste 2”, “ambos” y “ninguno”.
 - ¿Qué chiste te pareció más creativo?: Con las respuestas; “chiste 1”, “chiste 2” , “ambos” y “ninguno”.
 - ¿Qué tan ofensivo te pareció el chiste 1?: Con las respuestas; “moderado”, “ofensivo” y “muy ofensivo”.
 - ¿Te incomoda el contenido del chiste 1?: Con las respuestas; “si”, “no” y “poco”.
 - ¿El chiste 1 necesita ser contado por una persona (agregando ademanes, gestos y entonaciones) para ser gracioso?: con las respuestas:
 - Si, el chiste no es gracioso y necesita ser contado por una persona para serlo.
 - No, el chiste es gracioso y no necesita ser contado por una persona para ser gracioso.
 - Posiblemente, el chiste es gracioso, pero podría mejorar si lo cuenta una persona.
 - ¿Qué tan ofensivo te pareció el chiste 2?: Con las respuestas; “moderado”, “ofensivo” y “muy ofensivo”.
 - ¿Te incomoda el contenido del chiste 2?: Con las respuestas; “si”, “no” y “poco”.
 - ¿El chiste 2 necesita ser contado por una persona (agregando ademanes, gestos y entonaciones) para ser gracioso?: con las respuestas:

- Si, el chiste no es gracioso y necesita ser contado por una persona para serlo.
- No, el chiste es gracioso y no necesita ser contado por una persona para ser gracioso.
- Posiblemente, el chiste es gracioso, pero podría mejorar si lo cuenta una persona.

En la Figura 18 se muestra la vista inicial del cuestionario. El cuestionario se puede consultar el formulario completo en siguiente enlace; <https://forms.gle/LVzZNoFnHA5i65N78>.



Figura 18 Cuestionario de evaluación de humor

En la Figura 19 se muestra el porcentaje de coincidencia del nivel de ofensa, este porcentaje se obtuvo comparando los resultados de la encuesta respecto al nivel de ofensa percibido por los encuestados y el registrado en el corpus.



Figura 19 Coincidencia del nivel de ofensa

Se puede observar que el 52% de los resultados no coincidieron con el nivel de ofensa registrado en el corpus ya que el nivel de ofensa depende de la perspectiva de cada persona, por lo que para lo que una persona un chiste puede ser ofensivo para otra no. Aunque la mayoría de los resultados no coincidieron sí están bastantes parejos los resultados de coincidencia siendo este rebasado por un 2%, esto puede indicar que la forma de medir el nivel de ofensa de una batalla verbal haciendo uso de las reacciones del público y los participantes es adecuada.

En la Figura 20 se muestran los aciertos y errores en las coincidencias de los niveles de ofensa, donde se puede apreciar una mayor cantidad de errores al medir el nivel de ofensa “ofensivo”. Si tenemos en cuenta que la cantidad total de errores en las coincidencias son de 164 y la cantidad de errores en el nivel de ofensa “ofensivo” es de 108, por lo tanto, este nivel cubre con el 66% de los errores.

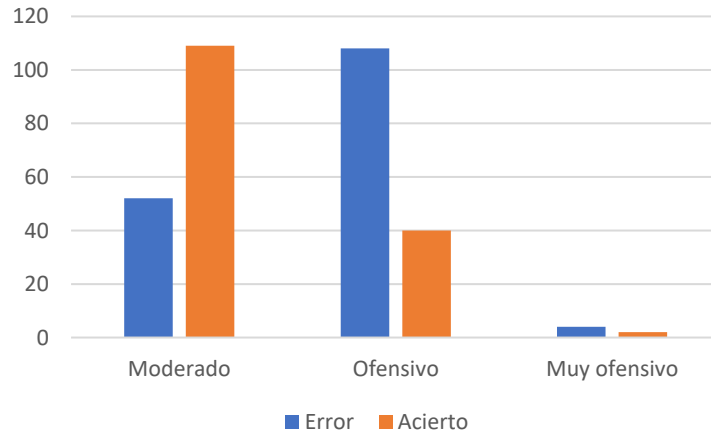


Figura 20 Aciertos y errores en el nivel de ofensa

En la Figura 21 se muestran los resultados de que chistes fueron considerados más graciosos.

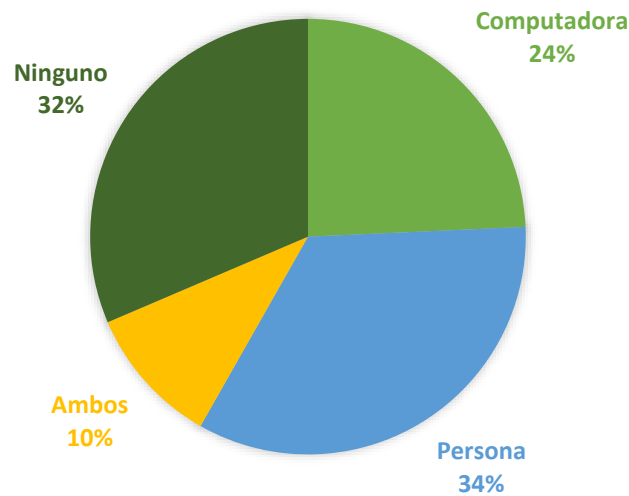


Figura 21 Chiste más gracioso

Los resultados muestran que los chistes generados por las personas son considerados más graciosos que los generados por el modelo, este resultado era el esperado ya que en el estado del arte se apreció que los chistes generados por las personas superan a los generados por la computadora. Para poder conocer si la falta de gracia de los chistes depende de si debe ser contado o no para ser gracioso se analizaron las respuestas del cuestionario que se aprecia en la Figura 22.

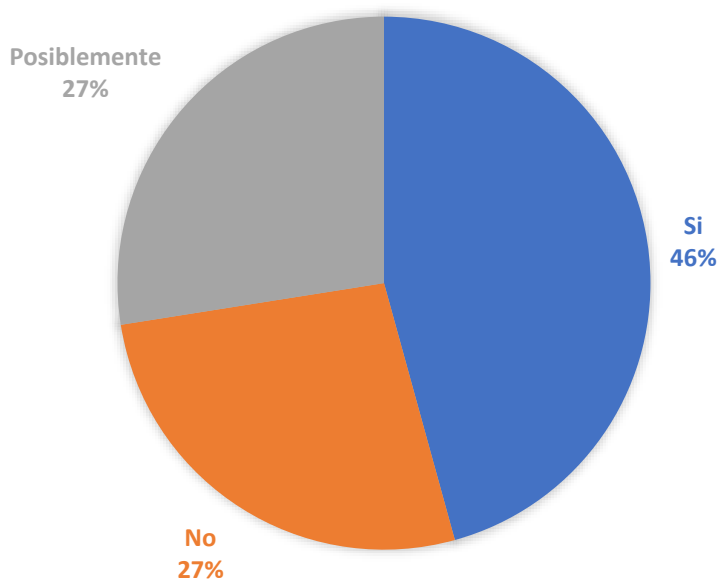


Figura 22 Chiste más gracioso

El 46% de las evaluaciones señalan que los chistes necesitan ser contados para poder generar gracia, esto puede afectar a la evaluación de que chiste es más gracioso, ya que al necesitar ser contado por una persona que agregue entonaciones, gesto u otra característica que mejore el humor, el chiste carece de gracia. El 27% de los resultados muestran que podría mejorar el chiste si es contado esto refuerza la falta gracia de los chistes.

El 27% de los resultados muestran que el chiste es suficientemente gracioso y no necesita ser contado, si tenemos en cuenta que el otro 27% opina que los chistes son graciosos, pero pueden mejorar si son contados por una persona, tenemos que el 54% de los encuestados opinan que los chistes generados son graciosos.

Los últimos resultados se muestran en la Figura 23, que muestra la incomodidad que los chistes generan ya que estos pueden contener contenido sexual y delicado.

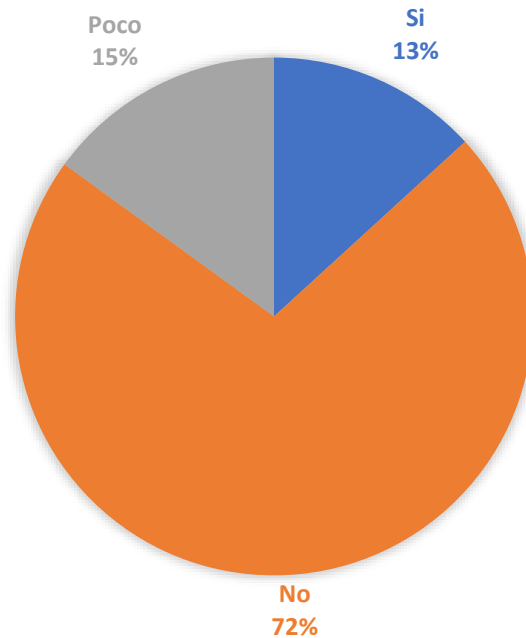


Figura 23 Incomodidad de los chistes.

El 72% de los resultados muestran que los chistes no generan incomodidad, teniendo que los chistes a pesar de tener contenido sexual y delicado no tienen tan presentes estos temas como para generar una incomodidad en los lectores.

V.II.III Clasificador empírico

El clasificador empírico se probó utilizando 243 chistes de insulto, de los cuales 107 chistes pertenecen a la categoría de aspecto físico y 136 pertenecen a otros temas. Los resultados se aprecian en la Tabla 41.

Tabla 41 Resultados del clasificador empírico

Métrica	Valor
Accuracy	0.80
Precisión	0.74
Recall	0.83

V.III Discusión de resultados

Los resultados presentados muestran un patrón interesante en la generación de chistes a través de perfiles con diferentes características y niveles de ofensividad. Esta

discusión se puede abordar desde varios puntos de vista, destacando aspectos clave como la influencia de las características del perfil, los niveles de ofensividad y la variación temática en la generación de chistes.

Se observa una diferencia significativa en la generación de chistes entre los dos perfiles utilizados. El primer perfil con una única característica tiende a generar chistes más universales y generales, mientras que el segundo perfil, con múltiples características, permite una mayor variedad temática y la inclusión de referencias específicas a esas características. Esto sugiere que la diversidad de rasgos en el perfil tiene un impacto directo en la creatividad y la relevancia de los chistes generados.

La inclusión de niveles de ofensividad en las pruebas también tiene un efecto notable en la generación de chistes. En el nivel mínimo de ofensa, se observa que el primer perfil enfrenta dificultades para generar la cantidad requerida de chistes, lo que sugiere que el equilibrio entre creatividad y ofensividad puede influir en los resultados. En el nivel máximo de ofensa, la disponibilidad de un corpus más amplio de chistes permite que ambos perfiles generen la cantidad necesaria de chistes, aunque la naturaleza general de los chistes en el primer perfil sigue siendo evidente.

Los perfiles con múltiples características muestran una capacidad más amplia para generar chistes variados y que hacen referencia directa a las características específicas. Esto sugiere que un mayor conjunto de características puede enriquecer la creatividad y la relevancia de los chistes generados.

En general, se observa una combinación de chistes generales y chistes que hacen referencia directa a las características del perfil en los niveles máximos de ofensividad. Esto puede indicar que el modelo tiende a equilibrar la necesidad de mantener cierta diversidad temática con la incorporación de elementos específicos del perfil.

Los resultados destacan la importancia de considerar el contexto en el que se generan los chistes. La presencia de características específicas en un perfil permite una contextualización más efectiva de los chistes, lo que puede mejorar su relevancia y posiblemente el humor.

La generación de chistes está influenciada por las características del perfil, los niveles de ofensividad y la variación temática. La diversidad de rasgos en el perfil parece ser fundamental para generar chistes más específicos y relevantes, mientras que los niveles de ofensividad y las restricciones de contenido también juegan un papel importante en la creatividad los chistes generados.

Los resultados obtenidos en la encuesta revelan importantes aspectos sobre la percepción y evaluación del nivel de ofensa y el humor en chistes generados por personas y por un modelo de computadora. Se puede observar que el 52% de los resultados no coincidieron con el nivel de ofensa registrado en el corpus, lo cual resalta la subjetividad inherente al concepto de ofensa. Este hallazgo subraya que la percepción de ofensa es altamente influenciada por las perspectivas individuales y experiencias personales.

Es interesante notar que, a pesar de las diferencias en la percepción de ofensa, existe una relativa paridad en los resultados de coincidencia entre los niveles de ofensa. Esto sugiere que la metodología de medición que involucra las reacciones del público y los participantes puede ser adecuada para evaluar el nivel de ofensa en una batalla verbal. El hecho de que los resultados estén bastante equilibrados indica la efectividad de este enfoque y resalta la importancia de considerar múltiples perspectivas al medir la ofensa.

Los chistes generados por personas son considerados más graciosos que los generados por el modelo computacional. Este resultado es coherente con la literatura existente que indica que el humor humano tiende a superar al generado por máquinas. Además, la encuesta muestra que un porcentaje significativo de los evaluadores cree que los chistes necesitan ser contados para generar gracia, lo que sugiere que la entonación, los gestos y otros factores no textuales son importantes para mejorar la percepción del humor.

En relación con la incomodidad generada por los chistes, es alentador observar que el 72% de los resultados indican que los chistes no generan incomodidad significativa, incluso cuando contienen contenido sexual y delicado. Esto sugiere que el modelo de generación de chistes está logrando un equilibrio entre el humor y la sensibilidad hacia temas sensibles.

Capítulo VI Conclusiones

VI.I Productos y aportaciones

En este trabajo de tesis se realizaron los siguientes productos:

- **Corpus de Batallas Verbales en español con Chistes de Insulto:** Se elaboró un corpus compuesto por 59 batallas verbales en español, que albergan un total de 667 chistes de insulto. Este corpus representa un valioso recurso para el estudio y análisis del humor verbal y la generación de chistes en este contexto.
- **Modelo Computacional de Generación de Chistes Basado en Indexación:** Se desarrolló un modelo computacional para la generación de chistes utilizando un enfoque innovador basado en indexación. Esta técnica permite incorporar información específica del participante para crear chistes personalizados, ampliando así el alcance de la generación de humor.
- **Diccionario de palabras utilizadas en los chistes con tema de aspecto físico.** El diccionario cuenta con 103 palabras y 5 categorías.
- **Clasificador de Temas de Aspecto Físico en Chistes de Tipo Insulto:** Se diseñó un clasificador que es capaz de identificar los temas relacionados con el aspecto físico presentes en chistes de tipo insulto. Este componente se revela como una herramienta valiosa para el análisis y la categorización de los elementos presentes en los chistes generados.

En este trabajo de tesis se realizaron las siguientes aportaciones:

- **Nuevo Enfoque en la Generación de Chistes Personalizados:** Se introdujo un enfoque novedoso para la generación de chistes personalizados, incorporando información más allá del lenguaje. Este método abre la puerta a una generación de humor más adaptada a perfiles específicos y representa una dirección prometedora para la investigación futura.
- **Clasificación de Niveles de Ofensa en Batallas Verbales:** Se desarrolló un sistema de clasificación que evalúa los niveles de ofensa presentes en las batallas verbales. Basándose en las reacciones del público y los participantes, este método proporciona una forma efectiva de medir la ofensividad en el contexto verbal.

- Estudio Detallado del Humor en Batallas Verbales: El proyecto contribuye con un estudio del humor empleado en las batallas verbales. Este análisis proporciona una comprensión de cómo se genera el humor en este contexto específico y cómo impacta en la percepción del público.

VI.II Conclusiones

El humor es un tema bastante complejo ya que lo que es considerado gracioso para una persona para otra puede no serlo, ya que el humor está sujeto perspectiva de cada persona y conocer lo que puede llegar a ser gracioso para todos o para la mayoría requiere un conocimiento más extenso del humor en sí y lo que puede causar que un chiste llegue a ser gracioso.

Se observa que los perfiles con diferentes características tienen un efecto significativo en la generación de chistes. El primer perfil, con una única característica, tiende a generar chistes más universales y generales, mientras que el segundo perfil, con múltiples características, permite una mayor variedad temática y la inclusión de referencias específicas a esas características. Esto sugiere que la diversidad de rasgos en el perfil tiene un impacto directo en la creatividad y relevancia de los chistes generados.

La inclusión de niveles de ofensividad afecta también a la generación de chistes. A niveles mínimos de ofensa, el primer perfil tiene problemas para generar la cantidad necesaria de chistes, lo que indica que el equilibrio entre creatividad y ofensividad puede influir en los resultados. A niveles máximos de ofensa, ambos perfiles pueden generar suficientes chistes, pero se observa una combinación de chistes generales y específicos. Esto sugiere que el modelo equilibra la diversidad temática con la incorporación de elementos del perfil, incluso en contextos ofensivos.

La implementación de la indexación en la generación de chistes se revela como un enfoque novedoso y eficaz para crear humor personalizado. Al incorporar los datos del participante, esta metodología permite la creación de chistes que se ajustan de manera precisa a perfiles específicos.

El humor generado en este trabajo de tesis resultó ser gracioso, aunque también demostró que este necesita ser contado por una persona para ser más chistoso, ya que una

persona puede agregar atenuaciones de vos, gestos y ademanes que pueden agregar gracia al chiste. Al provenir los chistes mostrados por el modelo de batallas verbales estos pueden perder toda o parte de su gracia al ser pasado a texto, ya que dentro de la batalla verbal se pudieron considerar muy graciosos al ser contado por una persona. Una solución a este problema es analizar el humor de internet ya que este tipo de humor no requiere de ser contado por una persona para ser gracioso y solo depende de su contenido.

La medición del nivel de ofensa en una batalla verbal usando las reacciones del público y el comediante es factible, principalmente en el nivel de ofensa “moderado” y “muy ofensivo”. El nivel de ofensa “moderado” fue el más acertado al ser medido únicamente con risas y con aplausos, por otro lado, el nivel de ofensa “ofensivo” fue el menos acertado, este se estableció con la reacción “¡uh!”, este nivel requiere un mayor enfoque para poder medir correctamente este nivel, uno de ellos puede ser que además de utilizar la reacción antes mencionada utilizar un léxico emocional para medir el sentimiento o la polaridad de las palabras utilizadas en el chiste.

En este trabajo de tesis no solo se desarrolló un generador de humor basado en un corpus lingüístico, también se desarrolló un clasificador que demostró ser eficiente al utilizar el diccionario generado y las reglas semánticas, una cosa que puede aumentar la eficiencia del clasificador es el aumentar el diccionario no solo con palabras nuevas si no con sinónimos de estas y aumentar las reglas semánticas en caso de ser necesario.

VI.III Trabajo futuro

Al analizar los resultados obtenidos a partir de las pruebas que se realizaron al modelo propuesto, se considera que los siguientes trabajos futuros pueden complementar el desarrollo y la investigación que se llevaron a cabo en este proyecto de tesis:

- Aumentar el corpus no solo con batallas verbales si no con otro cualquier chiste de tipo insulto que pueda nutrir el corpus y por ende aumentar la cantidad de respuestas del modelo. Una buena fuente de información de la cual se puede obtener dichos chistes de tipo insulto, seria en foros de internet, redes sociales y pagina web con un enfoque humorístico.
- Aumentar el diccionario con nuevas palabras y sinónimos, para mejorar el rendimiento del clasificador empírico. Los sinónimos pueden ayudar a apelar el

diccionario expandiendo al uso de diferentes palabras que cuenten con el mismo significado.

- Estudiar el humor de internet para ser replicado o utilizado en las respuestas del modelo, principalmente aquellos que no requieran de un recurso visual o auditivo (imágenes, audio o video), chistes que requieran únicamente del texto escrito para generar humor.
- Utilizar un léxico emocional para una mejor la medición del nivel de ofensa. El léxico emocional podrá medir la polaridad positiva o negativa de las palabras y chistes en general además de tener en cuenta la reacción del público y el comediante ya que estos son los que expresan si un chiste es ofensivo o no. El léxico puede mejorar la medición del nivel de ofensa, pero se debe seguir teniendo en cuenta que lo que se considere ofensivo sigue siendo bajo la perspectiva de cada persona.
- Ingresar un método de alteración automática para poder transformar el chiste y este se adapte de una mejor manera al usuario, esto permitirá que no se tenga que reescribir el chiste para diferentes entornos como conjugar el chiste en femenino o masculino.
- Adaptar el modelo a otro tipo de humor para evitar recurrir a la ofensa de una persona para poder generar gracia en los chistes.
- Comparar el clasificador con otros modelos existentes para la clasificación de temas en textos cortos.

Capítulo VII Referencias

- Ahuja, V., Mamidi, R., & Singh, N. (2018). From humour to hatred: A computational analysis of off-colour humour. En *Natural Language Processing and Chinese Computing* (pp. 144–153). Springer International Publishing.
- Ansari, N., & Sharma, R. (2020). Identifying semantically duplicate questions using data science approach: A Quora case study. En *arXiv [cs.IR]*. <http://arxiv.org/abs/2004.11694>
- Ashwitha, Shruthi, Shruthi, Upadhyaya, M., Ray, A. P., & Manjunath. (2021). Sarcasm detection in natural language processing. *Materials Today: Proceedings*, 37, 3324–3331. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.09.124>
- Barbieri, F., & Saggion, H. (2014). Modelling Irony in Twitter. En S. Wintner, D. Elliott, K. Garoufi, D. Kiehl, & I. Vulić (Eds.), *Proceedings of the Student Research Workshop at the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics* (pp. 56–64). Association for Computational Linguistics.
- Buschmeier, K., Cimiano, P., & Klinger, R. (2014). An impact analysis of features in a classification approach to irony detection in product reviews. En A. Balahur, E. van der Goot, R. Steinberger, & A. Montoyo (Eds.), *Proceedings of the 5th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis* (pp. 42–49). Association for Computational Linguistics.
- Castro, S., Cubero, M., Garat, D., & Moncecchi, G. (2016). Is this a joke? Detecting humor in Spanish tweets. En *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 139–150). Springer International Publishing.
- Dolan, W. B., & Brockett, C. (2005). Automatically constructing a corpus of sentential paraphrases. *Proceedings of the Third International Workshop on Paraphrasing (IWP2005)*.
- Eastman, M. (2009). *The sense of humor*. Das Press.
- Freud, S. (1935). CLXXXVIII. La sutileza de un acto fallido. <http://dspace.usalca.cl/handle/1950/2820>
- Freud, S. (1986). *Obras Completas. Volumen 21: El porvenir de una ilusión, el malestar en la cultura, y otras obras (1927-1931)*. AMORRORTU EDITORES/RGS.
- García-Méndez, S., Fernández-Gavilanes, M., Costa-Montenegro, E., Juncal-Martínez, J., & Javier González-Castaño, F. (2019). A library for automatic natural language generation of spanish texts. *Expert Systems with Applications*, 120, 372–386. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.11.036>
- Ghosh, A., & Veale, D. T. (2016). Fracking Sarcasm using Neural Network. En A. Balahur, E. van der Goot, P. Vossen, & A. Montoyo (Eds.), *Proceedings of the 7th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis* (pp. 161–169). Association for Computational Linguistics.
- Gonçalo Oliveira, H., Costa, D., & Pinto, A. M. (2016). Automatic generation of internet memes from Portuguese news headlines. En *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 340–346). Springer International Publishing.

Jain, D., Kumar, A., & Garg, G. (2020). Sarcasm detection in mash-up language using soft-attention based bi-directional LSTM and feature-rich CNN. *Applied Soft Computing*, 91(106198), 106198. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106198>

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2009). *Speech and language processing: International edition*. Pearson.

Kelleher, J. D., & D'Arcy, A. (2021, diciembre 1). *Fundamentals of machine learning for predictive data analytics*. MIT Press; The MIT Press, Massachusetts Institute of Technology. <https://mitpress.mit.edu/9780262029445/fundamentals-of-machine-learning-for-predictive-data-analytics/>

Krippendorff, K. (2011). *Computing Krippendorff's Alpha-Reliability*. https://repository.upenn.edu/asc_papers/43/

Kumar, H. M. K., & Harish, B. S. (2018). Sarcasm classification: A novel approach by using Content Based Feature Selection Method. *Procedia Computer Science*, 143, 378–386. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.409>

Kunneman, F., Liebrecht, C., van Mulken, M., & van den Bosch, A. (2015). Signaling sarcasm: From hyperbole to hashtag. *Information Processing & Management*, 51(4), 500–509. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2014.07.006>

Li, D., Rzepka, R., Ptaszynski, M., & Araki, K. (2020). HEMOS: A novel deep learning-based fine-grained humor detecting method for sentiment analysis of social media. *Information Processing & Management*, 57(6), 102290. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102290>

Littlestone, N. (1988). *Machine learning*, 2(4), 285–318. <https://doi.org/10.1023/a:1022869011914>

Martin, R. A., & Ford, T. (2018). *The psychology of humor: An integrative approach*. Academic Press.

Martínez, R. V. (2016). *Método para la Identificación Automática de Albuces Cortos en Textos*. Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico.

Mihalcea, R., & Strapparava, C. (2005). Making computers laugh: Investigations in automatic humor recognition. En R. Mooney, C. Brew, L.-F. Chien, & K. Kirchhoff (Eds.), *Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 531–538). Association for Computational Linguistics.

Mukherjee, S., & Bala, P. K. (2017). Sarcasm detection in microblogs using Naïve Bayes and fuzzy clustering. *Technology in Society*, 48, 19–27. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2016.10.003>

Palivela, H. (2021). Optimization of paraphrase generation and identification using language models in natural language processing. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(2), 100025. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2021.100025>

Processing, A. I. to N., Computational Linguistics, & Speech Recognition. (s/f). Speech and Language Processing. Colorado.edu. Recuperado el 18 de enero de 2024, de <https://home.cs.colorado.edu/~martin/SLP/Updates/1.pdf>

Raz, Y. (2012). Automatic humor classification on Twitter. Proceedings of the 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies: Student Research Workshop, 66–70.

Reganti, A. N., Maheshwari, T., Kumar, U., Das, A., & Bajpai, R. (2016). Modeling satire in English text for automatic detection. 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW).

Reimers, N., & Gurevych, I. (2020). Making monolingual sentence embeddings multilingual using knowledge distillation. En arXiv [cs.CL]. <http://arxiv.org/abs/2004.09813>

Ren, L., Xu, B., Lin, H., Liu, X., & Yang, L. (2020). Sarcasm detection with sentiment semantics enhanced multi-level memory network. Neurocomputing, 401, 320–326. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.03.081>

Ren, Y., Ji, D., & Ren, H. (2018). Context-augmented convolutional neural networks for twitter sarcasm detection. Neurocomputing, 308, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.03.047>

Reyes, A., Rosso, P., & Buscaldi, D. (2012). From humor recognition to irony detection: The figurative language of social media. Data & Knowledge Engineering, 74, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2012.02.005>

Sonawane, S. S., & Kolhe, S. R. (2020). TCSD: Term co-occurrence based sarcasm detection from twitter trends. Procedia Computer Science, 167, 830–839. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.422>

Tay, Y., Tuan, L. A., Hui, S. C., & Su, J. (2018). Reasoning with sarcasm by reading in-between. En arXiv [cs.CL]. <http://arxiv.org/abs/1805.02856>

Valitutti, A., Toivonen, H., Doucet, A., & Toivanen, J. M. (2013). 'let everything turn well in your wife': Generation of adult humor using lexical constraints. En H. Schuetze, P. Fung, & M. Poesio (Eds.), Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers) (pp. 243–248). Association for Computational Linguistics.

Vicente, M. E., Barros, C., Agulló, F., Peregrino, F. S., & Lloret, E. (2015). La generación de lenguaje natural: análisis del estado actual. Computación y sistemas, 19(4), 721–756. <https://doi.org/10.13053/cys-19-4-2196>

Vidiyala, R. (2020, julio 5). A handbook to text preprocessing. Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/a-handbook-to-text-preprocessing-890f73fd28f8>

Wang, G., Sun, J., Ma, J., Xu, K., & Gu, J. (2014). Sentiment classification: The contribution of ensemble learning. Decision Support Systems, 57, 77–93. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2013.08.002>

Wen, M., Baym, N., Tamuz, O., Teevan, J., Dumais, S., & Kalai, A. (2015). OMG UR funny! Computer-Aided Humor with an application to chat. International Conference on Innovative Computing and Cloud Computing. <https://www.semanticscholar.org/paper/c401f3ac35be6f0c52ea10b96c233d64121a27bb>

Winters, T., Nys, V., & De Schreye, D. (2018). Automatic joke generation: Learning humor from examples. En *Distributed, Ambient and Pervasive Interactions: Technologies and Contexts* (pp. 360–377). Springer International Publishing.

Yamane, H., Mori, Y., & Harada, T. (2021). Humor meets morality: Joke generation based on moral judgement. *Information Processing & Management*, 58(3), 102520. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102520>

Zhang, Q., Sang, J., Alam, M. S., Cai, B., & Yang, L. (2019a). A Chinese acoustic model based on convolutional neural network. En M. S. Alam (Ed.), *Pattern Recognition and Tracking XXX* (Vol. 10995, pp. 216–222). SPIE.

Zhang, Q., Sang, J., Alam, M. S., Cai, B., & Yang, L. (2019b). A Chinese acoustic model based on convolutional neural network. En M. S. Alam (Ed.), *Pattern Recognition and Tracking XXX* (Vol. 10995, pp. 216–222). SPIE.