

# **Reconocimiento de las emociones en el texto mediante el conjunto de clasificaciones**

## **0. RESUMEN**

Las emociones constituyen un factor clave en la naturaleza y el comportamiento humano. La forma más común para que las personas expresen sus opiniones, pensamientos y se comuniquen entre sí es a través de un texto escrito.

En este trabajo, presentamos un sistema de análisis de sentimientos para el reconocimiento automático de las emociones en el texto, utilizando un conjunto de clasificadores. El esquema de clasificador de conjunto diseñado se basa en la noción de combinar métodos de clasificación de aprendizaje automático basados en conocimientos y estadísticos con el objetivo de beneficiarse de sus méritos y minimizar sus inconvenientes.

El esquema de conjunto se basa en tres clasificadores; dos son estadísticos (un Bayes Naïve y un aprendiz de Entropía Máxima) y el tercero es una herramienta basada en el conocimiento que realiza un análisis profundo de las oraciones de lenguaje natural.

La herramienta basada en el conocimiento analiza la estructura y las dependencias del texto de la oración e implementa un enfoque basado en palabras clave, donde el estado emocional de una oración se deriva de la afinidad emocional de las partes emocionales de la oración.

El esquema de clasificador conjunto ha sido ampliamente evaluado en varias formas de texto, tales como, titulares de noticias, artículos y publicaciones en redes sociales. Los resultados experimentales indican un rendimiento bastante satisfactorio con respecto a la capacidad de reconocer la presencia emocional en el texto y también para identificar la polaridad de las emociones

## **1. INTRODUCCIÓN**

La cognición y las emociones humanas son aspectos innatos y muy significativos de la naturaleza humana. La investigación en el área de Inteligencia Artificial trata de explorar y obtener una mejor comprensión del mecanismo subyacente al comportamiento con el objetivo de dar a los sistemas informáticos y las aplicaciones la capacidad de reconocer aspectos de la naturaleza humana, como las emociones.

La cognición y las emociones humanas son aspectos innatos y muy significativos de la naturaleza humana. La investigación en el área de Inteligencia Artificial trata de explorar y obtener una mejor comprensión del mecanismo subyacente al comportamiento con el objetivo de dar a los sistemas informáticos y las aplicaciones la capacidad de reconocer aspectos de la naturaleza humana, como las emociones.

Las emociones constituyen un factor clave de la inteligencia humana, que proporciona características indicativas del comportamiento humano, colorea el camino de la comunicación humana y puede desempeñar un papel importante en la interacción informática humana. El papel de las emociones fue investigado inicialmente por Picard, quien introdujo el concepto de computación afectiva, indicando la importancia de las emociones en la interacción informática humana y

trazando una dirección para la investigación interdisciplinaria de áreas, como la informática, ciencia cognitiva y psicología.

El objetivo de la computación afectiva es permitir a las computadoras reconocer el estado emocional y el comportamiento de un ser humano y cerrar la brecha entre el ser humano emocional y la computadora mediante el desarrollo de sistemas y aplicaciones que pueden analizar, reconocer y adaptarse a los estados emocionales del usuario.

Las emociones humanas pueden expresarse a través de diversos medios, como el habla, las expresiones faciales, los gestos y los datos textuales. La forma más común para que las personas se comuniquen con otros y con los sistemas informáticos es a través de texto escrito, que es el principal medio de comunicación y la columna vertebral de la web y de los medios sociales.

En los últimos años el advenimiento de la Web y la aparición de las redes sociales han cambiado completamente la forma de comunicación humana, ya que proporcionan nuevos medios que conectan a las personas de todo el mundo con información, noticias y eventos en tiempo real.

Además, han cambiado completamente el papel de los usuarios; los han transformado de simples buscadores pasivos de información y consumidores a productores activos. Cada día, una gran cantidad de artículos y mensajes de texto se publican en varios sitios, blogs, portales de noticias, tiendas electrónicas, redes sociales y foros. La gran cantidad de contenido textual web requiere métodos automatizados para analizar y extraer conocimiento de ella.

Analizar el contenido web y los mensajes textuales de las personas con el objetivo de especificar su estado emocional es un tema muy interesante y desafiante en el área de micro-blogging. El flujo masivo y continuo de datos textuales en la web puede reflejar los sentimientos, opiniones y pensamientos de los escritores sobre diversos fenómenos que van desde eventos políticos en todo el mundo hasta productos de consumo.

Puede transmitir el estado emocional de las personas e información sustancial sobre sus creencias y actitudes. El análisis de los datos textuales es necesario para comprender más a fondo el estado emocional y el comportamiento de una persona y en esta línea puede proporcionar factores muy indicativos con respecto a la actitud pública hacia diferentes eventos y temas y también puede describir el estado emocional de una comunidad, una ciudad o incluso un país.

Desde un ámbito centrado en la persona, el análisis de los mensajes de texto de una persona específica puede proporcionar factores muy indicativos de la situación emocional de la persona, su/ su comportamiento y también proporcionar pistas más profundas para determinar su/ su personalidad.

Además, en cuanto a noticias, artículos y comentarios de la gente, desde una perspectiva tópica, el análisis de los comentarios de la gente sobre un tema específico puede proporcionar información muy significativa sobre la postura pública, sentimientos y actitud hacia varios temas y eventos. En esta línea, los modelos de

emoción se pueden emplear para entender cómo la gente se siente acerca de una entidad determinada, como una película, un tema o un evento en vivo.

Sin embargo, el desarrollo de sistemas y aplicaciones para analizar automáticamente el lenguaje natural con el objetivo de entender su contenido sentimental es un proceso muy duro. Varios estudios han demostrado que el análisis y el reconocimiento de la emoción en los documentos de texto se considera un problema muy complejo, PNL-completo y la interpretación varía dependiendo del contexto y el conocimiento del mundo.

Además, se señala que los enfoques de análisis de sentimientos y reconocimiento de emociones deben avanzar hacia el contenido, el concepto y el contexto: análisis basado en texto de lenguaje natural y también apoyar técnicas de análisis de tiempo eficiente adecuado para las necesidades especiales del análisis de los vastos contenidos web y los grandes datos sociales. Este trabajo es una contribución a esta dirección.

En este trabajo, presentamos un sistema clasificador de conjuntos para el análisis de sentimientos de datos textuales. El esquema de conjunto busca integrar efectivamente diferentes tipos de alumnos y métodos de clasificación con el objetivo de superar los inconvenientes de cada uno y beneficiarse de las ventajas de cada uno y, en esta línea, mejorar el rendimiento general de la clasificación de sentimientos.

El sistema se basa en tres alumnos principales, dos estudiantes de estadística y una herramienta de clasificación basada en el conocimiento, basada en un enfoque de votación por mayoría.

Los estudiantes de estadística son un aprendiz de Bayes ingenuo y de máxima entropía, que se forman en los conjuntos de datos ISEAR (Encuesta Internacional sobre Antecedentes Emocionales y Reacción) y Texto Afectivo.

La herramienta basada en el conocimiento analiza la estructura de la oración utilizando herramientas como el analizador sintáctico de Stanford para especificar dependencias de palabras y utiliza WordNet Affect, recursos léxicos para detectar palabras conocidas para transmitir emociones.

Luego, especifica la fuerza de cada palabra emocional y determina el estado emocional de la oración basado en el gráfico de dependencia de la oración en un enfoque donde el estado emocional general de la oración se deriva de la afinidad emocional de las partes emocionales de la oración.

El sistema de clasificador de conjunto realiza análisis de sentimiento a nivel de oración y por lo tanto, un nuevo texto se divide inicialmente en oraciones y cada oración se envía al esquema de clasificador de conjunto, donde se extraen las características, representadas como bolsa de palabras, y luego manejado por los clasificadores estadísticos. El clasificador conjunto determina si la oración es emocional o neutral y, en caso de que sea emocional, determina la polaridad emocional subyacente.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera. La sección 2 presenta temas de fondo sobre el reconocimiento de emociones textuales y clasificadores de

conjuntos. La sección 3 presenta el trabajo relacionado. La sección 4 presenta el sistema de clasificación de conjuntos, describe su arquitectura y analiza su funcionalidad. En la sección 5 se presenta el estudio de evaluación realizado y se analizan sus resultados. Por último, en la sección 6 se concluye el trabajo presentado en este documento y se trazan orientaciones para el trabajo futuro.

## 2. TEMAS DE FONDO

### 2.1. Modelos de emoción

Lo que es y lo que define una emoción es una cuestión filosófica que permanece abierta durante más de un siglo. En general, se considera que la emoción es un sentimiento fuerte derivado de las circunstancias, el estado de ánimo o las relaciones con los demás. La forma en que se representan las emociones es un aspecto básico de un sistema de reconocimiento de emociones. Los modelos más populares para representar emociones son los modelos categóricos y dimensionales. El modelo categórico asume que hay un número finito de emociones básicas y discretas, donde cada una está sirviendo a un propósito particular. Por otro lado, el modelo dimensional sigue un camino diferente y representa las emociones en un enfoque dimensional. En este enfoque, el modelo dimensional asume que se crea un espacio emocional y que cada emoción yace en este espacio.

Un modelo categórico muy popular y ampliamente utilizado es el modelo de emoción de Ekman, que especifica seis emociones humanas básicas: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa. Estas emociones se caracterizan como universales, ya que se expresan de la misma manera a través de diferentes culturas y épocas. El modelo emocional de Ekman se ha utilizado en varios estudios de investigación y en varios sistemas que se utilizan para reconocer el estado emocional a partir de datos textuales y expresiones faciales. Otro modelo que también se adopta en muchos estudios sobre el reconocimiento de emociones humanas es el modelo emocional de Ortony-Clore-Collins (OOC). El modelo OOC especifica 22 categorías de emociones basadas en reacciones emocionales humanas a diversas situaciones y está diseñado principalmente para modelar emociones humanas en general. También se ha establecido como el modelo estándar para la síntesis de emociones y se utiliza principalmente en sistemas que razonan sobre las emociones o incorporan emociones en caracteres artificiales. El modelo de Parrot, constituye un grupo de seis emociones básicas, que son: amor, alegría, sorpresa, ira, tristeza y miedo, y también creó una estructura de árbol de emociones que consta de tres niveles. El primer nivel de este modelo de clasificación consiste en las seis emociones básicas antes mencionadas y cada nivel refina la granularidad del nivel anterior, haciendo las emociones abstractas más concretas. El modelo de Parrot identifica más de 100 emociones, conceptualizado en una lista estructurada de árboles y se considera la clasificación más matizada de las emociones.

El modelo de emociones de Plutchik es un modelo dimensional que ofrece una teoría integradora basada en principios evolutivos y define ocho emociones bipolares básicas. Estas ocho emociones están organizadas en cuatro conjuntos bipolares: alegría vs. tristeza, ira vs. miedo, confianza vs. disgusto, y sorpresa vs. Anticipación.

Cada emoción se puede dividir en tres grados, por ejemplo, la serenidad es un grado menor de alegría y el éxtasis es un grado más intenso de alegría. Además, las ocho emociones básicas se pueden combinar para formar sentimientos. Por ejemplo, la alegría y la confianza se pueden combinar para formar el amor. Russell propuso el modelo circumplex de las emociones, donde las emociones se representan en un espacio circular bidimensional. La una dimensión del espacio se utiliza para representar la polaridad de la emoción y la otra dimensión la activación de la emoción. La dimensión de polaridad caracteriza una emoción como positiva o negativa, mientras que la activación caracteriza una emoción como activada o desactivada.

En nuestro trabajo, el sistema clasificador de conjuntos utiliza las emociones básicas de Ekman y el modelo bidimensional de Russell, caracterizando las emociones básicas en términos de polaridad como positivas o negativas. El modelo emocional de Ekman fue adoptado ya que es el modelo básico para el reconocimiento del contenido emocional no solo en datos faciales, sino también textuales, y también puede ser andamiaje por los recursos léxicos disponibles. Además, la escala de Russell se utiliza para describir cuantitativamente las emociones y, en esta escala, cada emoción se puede colocar en el plano bidimensional con polaridad y activación como los ejes horizontal y vertical.

## 2.2. Métodos y recursos de análisis de sentimientos

Las técnicas de análisis de sentimientos y clasificación se pueden dividir en dos tipos principales de enfoques, los enfoques basados en el conocimiento y los enfoques de aprendizaje automático, que son ampliamente utilizados para el reconocimiento automático de las emociones en el texto. En general, los enfoques de aprendizaje automático utilizan algoritmos de aprendizaje automático para entrenar a los estudiantes utilizando características textuales de los artículos y hacer predicciones sobre el contenido sentimental de los nuevos artículos. En la mayoría de los casos, los estudiantes de clasificación se entrenan en un corpus anotado y se basan en características de texto como la representación de la bolsa de palabras, según la cual un documento se representa como un vector de características binario o basado en frecuencia de los tokens que contiene, independientemente de su posición en el texto. Por otro lado, los enfoques basados en el conocimiento utilizan léxicos de sentimientos, que son colecciones de términos de sentimientos conocidos y precompilados. En general, dependen de analizar oraciones de texto, encontrar palabras semilla sentimentales y luego buscar en el diccionario de sus sinónimos y antónimos.

Para mejorar el conocimiento de los sistemas de análisis de sentimientos y su eficiencia en el reconocimiento de emociones y sentimientos en el texto, se han desarrollado varios recursos léxicos. Uno de los primeros recursos de análisis de texto computarizado de propósito general es el General Inquirer que fue desarrollado por IBM y tiene 11.788 palabras etiquetadas con 182 categorías de etiquetas de palabras, incluida la polaridad positiva y negativa y puede proporcionar una clasificación binomial (positiva o negativa) de sentimientos con palabras. El General Inquirer se

basa en diccionarios psicológicos de Harvard que se correlacionaron con estados, motivos, roles sociales y culturales y también varios aspectos de la angustia general. El léxico de las Normas Afectivas para las Palabras en Inglés (ANEW) proporciona un conjunto de calificaciones emocionales normativas para un gran número de palabras en el idioma Inglés y este conjunto de materiales verbales han sido calificados en términos de placer, excitación y dominación. Califica las palabras sobre las dimensiones del placer (de agradable a desagradable), la excitación (de calma a excitada) y la dominación (de control a fuera de control), y así, puede ayudar a los métodos a tomar la dimensión de valencia y clasificar los términos agradables como positivos y los términos desagradables como negativos para realizar un análisis de polaridad.

Un léxico popular y ampliamente utilizado es WordNet Affect, que se basa en la base de datos WordNet y se extiende mediante la adición de subconjuntos de synsets adecuados para la representación de conceptos afectivos. Estos synsets añadidos son anotados y asociados con una o más etiquetas afectivas. En la base de datos WordNet también se basa SentiWordNet 3.0, que asocia cada conjunto de caracteres con tres puntuaciones numéricas, donde cada uno indica el grado de que el conjunto de caracteres es objetivo, positivo o negativo. SentiWordNet 3.0 incluye alrededor de 200.000 entradas y utiliza un método semi-supervisado para asignar cada palabra con puntajes positivos, negativos y objetivos. En nuestro enfoque, el léxico de Wordnet Affect es utilizado por la herramienta basada en el conocimiento para ayudar a detectar palabras conocidas para transmitir emociones y también la especificación de su contenido emocional.

### 2.3. Conjuntos de clasificadores

La combinación de clasificadores es un método eficaz para mejorar el rendimiento de un sistema de clasificación. El objetivo del conjunto es beneficiarse de las ventajas de los estudiantes y minimizar sus desventajas. El diseño y desarrollo de conjuntos clasificadores eficaces requiere que las unidades de aprendizaje utilizadas tengan cierto nivel de diversidad. En la literatura, los clasificadores de conjuntos se han aplicado con éxito en varios subdominios de la minería de textos, como el reconocimiento de entidades nombradas, la desambiguación de sentidos de palabras y la clasificación de textos. En general, los métodos de conjunto clasificador se basan en un conjunto de clasificadores y se combinan con el fin de tomar una decisión de clasificación. Los métodos clásicos de aprendizaje automático se entrenan utilizando un método simple de clasificación en los datos del dominio, mientras que los conjuntos de clasificadores se entrenan utilizando múltiples clasificadores diferentes.

Hay muchas razones para diseñar, desarrollar y utilizar conjuntos clasificadores, como indica Dietterich. A partir de un alcance estadístico, mediante la construcción de un esquema de conjunto de clasificadores entrenados, el algoritmo puede promediar sus votos y reducir el riesgo de elegir el clasificador incorrecto o de bajo rendimiento en nuevos datos. Incluso cuando diferentes clasificadores están entrenados e informan de un buen rendimiento, cuando solo se elige uno, puede no producir el mejor rendimiento de generalización en datos invisibles. Desde una

perspectiva computacional, muchos algoritmos de aprendizaje funcionan mediante la realización de alguna forma de búsqueda local y es muy posible quedarse atascado en un óptimo local. Por lo tanto, un conjunto construido ejecutando la búsqueda local desde muchos puntos de partida diferentes puede proporcionar una mejor aproximación a la verdadera función desconocida que cualquiera de los clasificadores individuales. Por último, desde el punto de vista de la representación, en algunos casos los límites de decisión que separan los datos de las diferentes clases pueden ser demasiado complejos y una combinación adecuada de clasificadores puede permitir hacer frente a este problema. En esta línea, dadas las características de los datos textuales, la utilización de métodos de clasificación de conjuntos parece ser un enfoque adecuado e interesante y el trabajo presentado en este documento es una contribución para examinar esta dirección.

### 3. Trabajos conexos

En los últimos años, el reconocimiento de las emociones y el análisis del comportamiento humano han atraído la atención de los investigadores en ciencias de la computación, procesamiento del lenguaje natural y análisis de sentimientos. En la literatura, hay un gran interés de investigación y muchos estudios sobre el diseño de métodos y el desarrollo de sistemas para el análisis de sentimientos de texto. Una descripción detallada y completa de los enfoques se puede encontrar en Medhat et al., Liu y Zhang, Vinodhini y Chandrasekaran. Varios trabajos estudian la forma en que los humanos expresan emociones e intentan especificar emociones en noticias, blogs web, foros y redes sociales.

Una amplia gama de trabajos y enfoques para reconocer las emociones utilizan un enfoque de aprendizaje automático, que se basa en la formación de algoritmos de aprendizaje automático para resolver el reconocimiento emocional como un problema de clasificación de texto regular utilizando características sintácticas y/ o lingüísticas. Un primer trabajo en el campo fue presentado en Alm et al., que explora métodos de aprendizaje automático para la clasificación automática de oraciones en cuentos de hadas para niños. Los autores desarrollaron un corpus consistente en frases de cuentos de hadas, que fueron anotadas manualmente con información emocional y exploran la clasificación de la oración de acuerdo con las categorías de emociones de Ekman con resultados satisfactorios.

El trabajo presentado en Neviarouskaya et al. tiene como objetivo reconocer las seis emociones básicas de Ekman en entradas de blog en línea. Los autores analizan las publicaciones usando el analizador sintáctico machinés, identifican emoticonos y palabras clave que pueden aparecer en las publicaciones y usan un enfoque basado en reglas para determinar el contenido emocional de las oraciones. El sistema desarrolló informes de aproximadamente 70% de acuerdo con los anotadores humanos en reconocimiento del contenido emocional de las oraciones.

Además, en Brilis et al. se examinan enfoques de aprendizaje automático para clasificar las letras de las canciones en categorías de estado de ánimo. Las letras de las canciones se someten a pasos de pre-procesamiento, como stemming, stop words y la eliminación de signos de puntuación. Luego, las letras se clasifican en categorías

de estado de ánimo utilizando un enfoque de bolsa de palabras, donde cada palabra está acompañada por su frecuencia en la canción y su puntuación TFIDF (término frecuencia-frecuencia indirecta del documento). Los clasificadores de aprendizaje automático están entrenados y utilizados y los autores indican que el algoritmo de Random Forest reportó los mejores resultados con aproximadamente 71.5% de precisión en el conjunto de datos de tallos y 93.7% en los no temados.

En el trabajo presentado en Danisman y Alpkocak (2008), los autores presentan un enfoque basado en el modelo de espacio vectorial para clasificar el texto emocional. Utilizan el ISEAR (International Survey on Emotion Antecedents and Reaction) y los conjuntos de datos SemEval y la clasificación, que se centra en la clasificación de las emociones y la valencia en el texto se basa en el modelo de espacio vectorial en un total de 801 titulares de noticias proporcionados por la Tarea Afectiva de SemEval 2007. Los autores informan que el modelo de clasificación de modelos de espacio vectorial puede dar mejores resultados que otros clasificadores, incluyendo Concept Net, Naïve Bayes y máquinas de vectores de apoyo.

En Ho y Cao (2012), los autores presentan un enfoque oculto de la lógica markov para especificar la emoción más probable de un texto dado. Los autores reportan una puntuación F del 35% en el conjunto de datos de ISEAR. La baja precisión se debió principalmente al hecho de que los autores ignoraron las características semánticas y sintácticas del análisis de la oración, algo que la hacía sensible al no texto.

Una serie de enfoques para reconocer las emociones utilizan la información incluida en los diccionarios de afecto, ya sea exclusivamente o además de otras características. En Osherenko y André (2007), se presenta un enfoque estadístico para la detección del afecto en los datos textuales. Los autores abordan la tarea de reconocimiento del afecto textual para las expresiones espontáneas basadas en las cualidades afectivas de las palabras y clasifican las emociones mediante el uso de recuentos de palabras. En sus experimentos, consideran diccionarios afectivos y recursos léxicos de propósito general e indican que las anotaciones afectivas parecen proporcionar un buen medio para reducir el número de características para la tarea de clasificación emocional.

En Chaumartin (2007), el autor examina un enfoque basado en el conocimiento para reconocer las emociones en el texto y también presenta una herramienta que desarrolló. La herramienta utiliza versiones de recursos léxicos de SentiWordNet, un subconjunto de WordNet-Affect y también palabras añadidas manualmente y detecta contrastes entre palabras positivas y negativas que cambian la valencia emocional. También utiliza el analizador sintáctico de Stanford para encontrar la palabra principal en una oración que se considera que tiene la mayor importancia y también para detectar contrastes entre palabras positivas y negativas que cambian la valencia. En los experimentos, la herramienta reporta aproximadamente un 89% de precisión en las frases de los titulares y los autores argumentan que trabajar con técnicas lingüísticas y un léxico de amplia cobertura puede ser un enfoque viable para el análisis de sentimientos de los titulares.

Los autores del trabajo presentado en Ptaszynski et al. (2013) realizan un análisis emocional textual de las narrativas japonesas. En su investigación, abordan el



problema del reconocimiento afectivo relacionado con la persona y extraen el sujeto emocional de una oración basada en el análisis de las expresiones anafóricas al principio. Luego, el procedimiento de análisis afectivo estima en qué tipo de estado emocional se encuentra cada personaje, para cada parte de la narrativa. Utilizan el ML-Ask (eMotive eLement and Expression Analysis system), un sistema dependiente del lenguaje basado en palabras clave para la anotación automática del afecto en las expresiones en japonés, y son capaces de extraer tipos de emoción, incluyendo "alegría", "cariño", "alivio", "miedo", "tristeza", o "ira" de narraciones con una actuación de 0,60. Además, su enfoque es capaz de especificar si una oración es emocional o no con aproximadamente 90% de precisión.

En los últimos años, se examinan los enfoques de clasificación de conjuntos y se estudian sus actuaciones en diversos tipos de datos textuales. En el trabajo presentado en da Silva et al. (2014), los autores exploran el análisis del sentimiento de tweet utilizando conjuntos clasificadores. Se forma un conjunto clasificador utilizando los clasificadores de aprendizaje automático de base: bosque aleatorio, máquinas vectoriales de soporte, Bayes multinomial ingenuo y regresión logística. En su estudio, los autores experimentaron con una variedad de conjuntos de datos de tuits e informan que el conjunto clasificador puede mejorar la precisión de la clasificación. Además, han comparado estrategias para la representación de tweets, como bolsa de palabras y hashing de características, e indican que la representación de bolsa de palabras puede lograr una mejor precisión.

En el trabajo presentado en Xia et al. (2011), los autores estudian un clasificador de conjuntos para la clasificación de sentimientos y usan un esquema de conjuntos que combina tres algoritmos: Bayes ingenuo, entropía máxima y una máquina de vectores de apoyo, para reconocer la polaridad (positiva o negativa) en el texto. Los clasificadores utilizan conjuntos de características basados en parte de discurso y conjuntos de características basadas en relación de palabras y los autores indican que el conjunto de algoritmos de clasificación en el mismo conjunto de características funciona mejor que los clasificadores individuales.

En Wang et al. (2014), los autores experimentaron con el desempeño de un clasificador de conjuntos que consistía en cinco estudiantes de base, es decir, Bayes ingenuo, entropía máxima, árbol de decisión, vecino k más cercano y máquina de vectores de apoyo combinada utilizando el método de subespacio aleatorio. Los resultados indican que el clasificador de conjunto mejora sustancialmente el rendimiento de los alumnos de base individuales e informa de mejores resultados que el uso exclusivo de los alumnos de base y así, en esta línea, los autores sugieren que los métodos de aprendizaje de conjunto tienen el potencial y pueden ser utilizados como un enfoque muy viable para la clasificación de sentimientos.

Los enfoques del clasificador de conjuntos en la literatura se basan principalmente en clasificadores únicos de aprendizaje automático. Sin embargo, los enfoques de aprendizaje automático en general ignoran las características semánticas y sintácticas del análisis de las oraciones, algo que las hace sensibles al texto no.

Por otro lado, los métodos de clasificación basados solo en palabras clave pueden sufrir la ambigüedad en las definiciones de palabras clave en el sentido de que una palabra puede tener diferentes significados según su uso y contexto y también la incapacidad de reconocer las emociones dentro de las oraciones que no contienen palabras clave emocionales (Shaheen et al., 2014). Por lo tanto, sobre la base de lo anterior, un enfoque clasificador conjunto que combine el aprendizaje automático y los enfoques basados en el conocimiento podría ser de gran interés. Además, nuestro trabajo presentado en este documento es, a nuestro leal saber y entender, uno de los primeros enfoques en el campo del análisis de sentimientos para examinar esta dirección.

#### 4. Sistema de reconocimiento de emociones

En esta sección, se presenta el clasificador conjunto desarrollado para analizar el lenguaje natural y reconocer el contenido emocional del texto, y se ilustra su funcionalidad. El análisis del lenguaje natural se lleva a cabo a nivel de oración, por lo que un documento dado se divide en oraciones. Muchos documentos y artículos pueden contener varios estados emocionales, incluso sobre las mismas entidades. Por lo tanto, los sistemas y enfoques que quieren tener una visión más detallada de los diferentes sentimientos expresados en un documento con respecto a las entidades o los sentimientos del escritor, deben tratar con el nivel de oración (Feldman, 2013).

El conjunto se basa en tres clasificadores principales. Dos clasificadores siguen un enfoque estadístico y uno sigue un enfoque basado en el conocimiento. Más específicamente, un Bayes ingenuo y un estudiante de máxima entropía son entrenados para reconocer sentimientos en datos textuales. Los alumnos reciben formación mediante la Encuesta Internacional sobre Antecedentes y Reacciones Emocionales (ISEAR) y los conjuntos de datos de textos afectivos.

La herramienta basada en el conocimiento realiza un análisis profundo de la estructura del lenguaje natural, especifica dependencias de palabras y determina la forma en que las palabras están conectadas para especificar palabras conocidas para transmitir contenido emocional. La estructura de la oración se analiza utilizando herramientas, como Stanford parser (de Marneffe et al., 2006), y recursos léxicos, como WordNet Affect (Strapparava y Valitutti, 2004), se utilizan para detectar palabras conocidas para transmitir emociones. Luego especifica la fuerza de cada palabra emocional y determina el estado emocional de la oración basado en el gráfico de dependencia de la oración. La arquitectura del clasificador de conjuntos se ilustra en la Fig. 1. El esquema de conjunto conecta los tres clasificadores en un enfoque de votación por mayoría.

El clasificador de conjuntos, dado un nuevo documento de texto, inicialmente lo divide en oraciones y cada oración se analiza y se extraen sus características. El clasificador conjunto determina si la oración es emocional o neutral, y en caso de que sea emocional, determina la polaridad de contenido emocional subyacente

##### 4.1. Representación de características

La forma en que se analiza un documento y cómo se representa es importante para el rendimiento de un enfoque de aprendizaje automático. En este trabajo, para la representación de un texto de lenguaje natural, utilizamos la técnica de representación de bolsa de palabras (BOW). BOW se utiliza más a menudo debido a su simplicidad para el proceso de clasificación. Es ampliamente utilizado en las aplicaciones de minería de texto en combinación con la eliminación de las palabras de parada y derivación de palabras útiles. En este enfoque, un documento se considera una colección desordenada de palabras, mientras que la posición de las palabras en el documento no tiene importancia. En el sistema, una nueva oración inicialmente se tokeniza y se divide en palabras y luego cada palabra se lematiza y se especifica su forma base. Además, las palabras de stop de la oración se filtran y las características de la oración se reenvían a los estudiantes de base.

#### 4.2. Sistema de votación del clasificador

El clasificador de conjuntos adapta un enfoque de votación por mayoría para tomar una decisión de clasificación basada en los productos de cada clasificador base. Cada clasificador tiene un voto que, para cada oración de texto, es una clase determinada por el clasificador. Se considera que el método de votación por mayoría es el método más simple e intuitivo para combinar los resultados de los clasificadores (Kuncheva, 2004). En general, el voto mayoritario cuenta los votos de cada clase sobre los clasificadores de entrada y selecciona la clase mayoritaria. La idea de seleccionar un número de clasificadores para formar un conjunto en lugar de utilizar todos los clasificadores se ha tratado de diferentes maneras. Teóricamente, si los clasificadores de base seleccionados pueden cometer errores independientes, se demuestra que el voto mayoritario es adecuado y puede superar al mejor clasificador (Orrite et al., 2008).

#### 4.3. Clasificador Bayes ingenuo

Naïve Bayes es un modelo simple para la clasificación y puede lograr un buen rendimiento en la categorización del texto. Se basa en el teorema de Bayes y es un enfoque de clasificación basado en la probabilidad que asume que las palabras documentadas se generan a través de un mecanismo de probabilidad. En general, las unidades léxicas de un corpus se etiquetan con una categoría particular o un conjunto de categorías y se procesan computacionalmente.

Durante este procesamiento, cada documento se trata como una bolsa de palabras, por lo que se supone que el documento no tiene una estructura interna, y no existen relaciones entre las palabras. Una característica universal de la clasificación Bayes Naïve es la asunción de independencia condicional. Bayes ingenuo asume que las palabras son mutuamente independientes y por lo tanto, cada palabra individual se supone que es una indicación de la emoción asignada. La fórmula bayesiana calcula la probabilidad de una clase definida, basada en las características del documento y se calcula como :

$$P(cs) = \frac{P(cs) * P(s/c)}{P(s)} , \text{ donde } P(c) \text{ es la probabilidad de que una oración pertenezca a}$$

la categoría c, P(s) es la probabilidad de ocurrencia de una oración, P(s|c) es la

probabilidad de que la oración  $s$  pertenezca a la categoría  $c$  y  $P(c|s)$  es la probabilidad de que dada la oración  $s$  pertenezca a la categoría  $c$ . El término  $P(s|c)$  se puede calcular teniendo en cuenta las probabilidades condicionales de ocurrencias de las palabras de la oración dada la categoría  $c$ , de la siguiente manera:

$P(sc) = \prod_{1 \leq k \leq n} P(S_k(c))$ , donde  $P(sc)$  representa la probabilidad de que el término (word)  $s_k$  ocurra dada la categoría  $c$  y  $n$  representa la longitud de las oraciones  $s$ .

#### 4.4. Máximo clasificador de entropía

Los clasificadores de máxima entropía son modelos basados en características que prefieren los modelos más uniformes que satisfacen una restricción dada. Los datos etiquetados en la fase de entrenamiento se utilizan para derivar las restricciones para el modelo que caracteriza la clase. A diferencia de Naïve Bayes, el clasificador de máxima entropía no asume la independencia por sus características. Por lo tanto, es posible agregar características a un clasificador de entropía máxima como la palabra unigramas, bigrams y N-gramos en general, sin preocuparse por la superposición de las características. Los clasificadores de máxima entropía pueden lograr tareas de clasificación muy difíciles e indicar un buen rendimiento en varias tareas de procesamiento de lenguaje natural, como la segmentación de oraciones, el modelado de lenguajes y el reconocimiento de entidades nombradas (Nigam et al., 1999). El clasificador MaxEnt también se puede usar cuando no podemos asumir la independencia condicional de las características, algo que es particularmente cierto en la minería de texto y en los problemas de análisis de sentimientos, donde características como las palabras no son independientes. El clasificador Max Entropy requiere más tiempo para ser entrenado en comparación con Naïve Bayes, principalmente debido al problema de optimización que necesita ser resuelto para estimar los parámetros del modelo. Los dos enfoques estadísticos, de aprendizaje automático (Naïve Bayes, MaxEnt) se alimentan de gran corpus de entrenamiento de textos sentimentales anotados con el fin de ser entrenados con el objetivo no solo de aprender el estado emocional y la fuerza de las palabras emocionales, como en los enfoques basados en el conocimiento que utilizan léxicos, pero también para tener en cuenta las fortalezas de otras palabras arbitrarias, co-ocurrencias de palabras, frecuencias de palabras y sus combinaciones (Cambria et al., 2013).

El desarrollo de los estudiantes se hizo en Python. Para el entrenamiento del clasificador ingenuo de Bayes, se utilizó el kit de herramientas NLTK de Python y para el entrenamiento del clasificador de máxima entropía se utilizó el módulo TextBlob de Python (Loria, 2014). La formación de ambos clasificadores se realizó sobre la base de los conjuntos de datos ISEAR y Texto Afectivo, que se enriquecieron con oraciones adicionales principalmente de publicaciones en Twitter y artículos de noticias. Más específicamente, los datos del entrenamiento fueron enriquecidos con oraciones neutrales y también con oraciones que denotan sorpresa. Esto se hizo para asegurar que todas las categorías emocionales aparecen igualmente en el conjunto de datos de entrenamiento. Eso era necesario, dado que el conjunto de datos de ISEAR no incluye frases de la categoría emocional sorpresa.

#### 4.5. Herramienta de clasificación basada en el conocimiento

El enfoque basado en el conocimiento y la herramienta desarrollada, a diferencia de los enfoques estadísticos, intenta analizar y extraer conocimiento de cada oración para especificar su estado sentimental (Perikos y Hatzilygeroudis, 2013). La arquitectura de la herramienta se muestra en la Fig. 2. La herramienta realiza análisis de sentimiento a nivel de oración. Utiliza Tree Tagger (Schmid, 1994), un tagger de parte del habla, para especificar el papel gramatical de cada palabra en la oración y su forma base (lema), y el analizador sintáctico de Stanford (de Marneffe et al., 2006) para analizar la estructura de la oración y crear el árbol de dependencia basado en las relaciones de las palabras. La herramienta Named Entity Recognizer (NER) (Finkel et al., 2005) se utiliza para detectar nombres propios y entidades nombradas que aparecen en la oración con el objetivo de ayudar al análisis de la oración y la especificación de la forma en que las partes emocionales están asociadas con las entidades de la oración, tales como personas. Las palabras conocidas para transmitir emociones se detectan utilizando los recursos léxicos de la base de conocimiento (KB) y cada palabra emocional detectada se analiza más a fondo por la herramienta y se determinan sus relaciones y la forma en que interactúa con las palabras de la oración. Basado en las relaciones de las palabras, identifica tipos específicos de interacciones de la palabra emocional con palabras de cuantificación, con el fin de especificar su fuerza emocional. Finalmente, la unidad extractora de emociones especifica el estado emocional general de la oración basado en las partes emocionales de la oración.

De esta manera, la herramienta para una oración de lenguaje natural dada procede de la siguiente manera:

1. Usa el marcador de árbol para especificar los lemas y roles gramaticales de las palabras.
2. Utiliza el analizador sintáctico de Stanford para analizar la estructura de las oraciones y obtener las dependencias y el árbol de dependencias.
3. Utiliza NER para reconocer entidades y personas nombradas.
4. Para cada palabra usa la base de conocimiento para determinar si es emocional o no. Si lo es,
  - a) Analiza sus relaciones de pareja
  - b) Comprueba si existe una relación de modificación con palabras de cuantificación, la analiza y determina la fuerza emocional.
  - c) Analiza el árbol de dependencia, reconoce el patrón/ estructura de oración y, basado en él, determina el contenido emocional de la oración.

La base de conocimiento de la herramienta (KB) se utiliza para almacenar información sobre palabras emocionales conocidas para transmitir emociones. Se basa en el recurso léxico WordNet Affect, una extensión ampliamente utilizada de Wordnet que también se amplió añadiendo algunas palabras más emocionales y su papel gramatical. Además, la base de conocimiento almacena palabras de cuantificación, que constituyen un tipo especial de palabras que pueden cuantificar y valorar el contenido de las palabras emocionales.

Algunos ejemplos de tales palabras se presentan en la Tabla 1. La base de conocimiento ayuda a la determinación del contenido emocional de una oración basada en los análisis realizados por Tree Tagger y Stanford Parser y el conocimiento lingüístico que contiene, como se presentó anteriormente.

El sistema, dado una oración de lenguaje natural, utiliza inicialmente Tree Tagger, una conocida parte morfosintáctica estadística del tagger y lemmatizer del habla, para especificar para cada palabra su forma base (lema) y su parte de la etiqueta del habla, identificando su papel gramatical en la oración. Parte del etiquetado del habla es un proceso fundamental en un sistema de PNL y da un análisis de primer nivel de las funciones de las palabras en la oración.

Luego, el analizador sintáctico de Stanford, que es una herramienta de análisis morfosintáctico muy popular, se usa para realizar un análisis más profundo de la estructura de la oración. El analizador sintáctico de Stanford analiza la estructura de una oración, especifica las relaciones entre las palabras de la oración y determina las dependencias correspondientes. El árbol de dependencia representa las relaciones gramaticales entre las palabras de la oración en un enfoque basado en árbol. Esas relaciones se presentan como trillizos que consisten en el nombre de la relación, el gobernador y el dependiente respectivamente. Las dependencias indican la forma en que las palabras están conectadas e interactúan entre sí. Cuando se completa el análisis morfosintáctico de la oración y se crea el árbol de dependencia, se analizan partes especiales del árbol de dependencia y palabras específicas. Se analiza el árbol de dependencia y se examinan las relaciones y tipos de interacciones/conexiones entre las palabras de la oración. Después de eso, el sistema especifica la existencia de entidades nombradas en la oración.

La determinación de las entidades nombradas se lleva a cabo con la utilización de la herramienta Stanford Named Entity Recognizer (Finkel et al., 2005). La herramienta puede etiquetar secuencias de palabras en una oración, que son los nombres de cosas, como nombres de personas y empresas, con la etiqueta de categoría adecuada. Ejemplos de entidades nombradas son, una persona (p. ej., John), un país (p. ej., Grecia), una ciudad (p. ej., Atenas) etc. La especificación de las entidades nombradas de la oración de lenguaje natural puede ayudar en el análisis de la estructura de la oración y la forma en que las partes emocionales están conectadas con entidades, como las personas.

Como ejemplo, considere la frase "Ella besó a su tía con gran felicidad". En la Fig. 3, se presenta el árbol de análisis sintáctico de la oración y las dependencias especificadas por el analizador sintáctico de Stanford. Los nodos del árbol de dependencias son las palabras de la oración y los bordes especifican las relaciones existentes entre las palabras. Para cada palabra, se especifica su papel gramatical en la oración y la forma en que interactúa con otras palabras. La interacción entre dos palabras se denota por la existencia de un borde y el tipo exacto de interacción se denota por el nombre del borde. Por ejemplo, nsubj (ella, besada) es una relación nominal de sujeto entre las dos palabras, definiendo que la palabra she' es el sujeto de la palabra kissed'.

#### 4.5.1. Formulación de unidades emocionales

Después de analizar una oración de lenguaje natural dada, el sistema procede a detectar palabras emocionales y formular unidades emocionales. Para ello, el sistema utiliza recursos léxicos para detectar palabras conocidas para transmitir el contexto emocional. La base de conocimiento, como se mencionó anteriormente, almacena información sobre (a) palabras emocionales y (b) palabras de cuantificación.

El sistema, para cada palabra de la oración, busca para ver si se almacena como una palabra emocional en la base de conocimiento. Si la base de conocimiento de la herramienta ha registrado la palabra como emocional, devuelve la categoría emocional a la que pertenece la palabra. Si el sistema no encuentra la misma palabra emocional en la oración, entonces realiza un análisis más profundo de las palabras de la oración en términos de sinónimos y antónimos. La suposición es que el sinónimo de una palabra o un antónimo puede ser reconocido como una palabra emocional y por lo tanto un contenido emocional puede subyacer en la palabra.

La base de conocimiento también almacena información sobre las palabras de cuantificación que cuantifican y modifican la fuerza de las palabras emocionales a través de la interacción con ellas. Así, desarrollamos una lista de palabras de cuantificación, tales como: {very, some, all, hardly, less etc}. Una categoría especial de las palabras de cuantificación son palabras que denotan negación. Las palabras de negación, cuando aparecen en una oración pueden cambiar la polaridad de las palabras con las que interactúan. Ejemplos de palabras de negación son: ninguno, no, no, nunca, nadie. Para cada uno, se especifica el impacto de su modificación en las palabras con las que interactúa. Por lo tanto, palabras como Muy' y Gran' tienen un fuerte impacto positivo en las palabras que están relacionadas con, el aumento de su contenido emocional, mientras que las palabras de negación voltear el contenido emocional. En la Tabla 1, se presentan palabras de cuantificación de ejemplo y su impacto en las palabras emocionales.

El valor bajo se establece en 20, el promedio en 50 y el alto en 100. Por lo tanto, la palabra de cuantificación 'extremadamente' cuando modifica una palabra emocional tiene una fuerza emocional establecida en 100 (fuerza emocional máxima), mientras que la palabra de cuantificación 'quite' establece la fuerza emocional en 20. Estos valores se han especificado a partir de estudios empíricos y experimentales.

Después de reconocer las palabras emocionales, el sistema realiza un análisis más profundo con respecto a su papel en la oración y el tipo de sus relaciones/ conexiones con otras palabras. Más específicamente, trata de analizar tipos especiales de relaciones que pueden aparecer con palabras de cuantificación. Estas relaciones son recog nized como dependencias de mod' por el analizador sintáctico de Stanford. Por lo tanto, estas dependencias, conectando palabras emocionales con palabras de cuantificación, se analizan y el impacto de una palabra de cuantificación define la fuerza de la palabra emocional conectada.

Por último, considere casos de negación como el de que el valor 'no es muy furioso', donde se detecta la palabra emocional 'furious' para denotar el valor 'ira'. La palabra 'muy' tiene una alta cuantificación a la emoción y la negación detectada

voltea/invierte la cuantificación a 'low' y por lo tanto esta parte de la oración contenido emocional se determina que es baja (20) con enojo'.

#### 4.5.2. Determinación del contenido emocional de la sentencia

Después de reconocer las palabras emocionales de la oración y determinar sus fortalezas, el sistema especifica el contenido emocional general de la oración. Para ello, se analiza la estructura de la oración. Más específicamente, reconoce y analiza el patrón básico de la oración que consiste en el verbo principal de la oración, el objeto y el sujeto de la misma. Así que el patrón "Sujeto-Verbo-Objeto" se extrae de la oración basado en las dependencias. Este patrón es la columna vertebral de la estructura de la oración y mantiene el significado central de la oración. Además, analizarlo puede ayudar al sistema a entender las interacciones de las partes de la oración que es la forma en que las partes emocionales están conectadas. Por lo tanto, el sistema procesa la estructura de la oración de la siguiente manera:

1. Analizar las dependencias de la oración y extraer el patrón de objeto sujeto-verbo.
2. Para cada papel gramatical del patrón
  - a) Especificar si es una parte emocional
  - b) Analizar sus relaciones con las partes emocionales (si las hay)
  - c) Especificar su contenido emocional
3. Combine los contenidos emocionales de las partes para especificar las emociones generales de la oración.

#### 4.6. Especificar la polaridad emocional

Según el modelo bidimensional de afecto de Russell (Russell, 1980), las emociones pueden presentarse en un espacio dimensional de dos dimensiones, donde una dimensión representa la polaridad de la emoción y la otra dimensión la activación de la emoción. La dimensión de polaridad caracteriza una emoción como positiva o negativa, mientras que la activación caracteriza una emoción como activada o desactivada. En este enfoque de representación, se crean cuatro áreas de emociones: activado-positivo, activado-negativo, desactivado-positivo y desactivado-negativo (Ptaszynski et al., 2009). En la Fig. 4, se representa el espacio emocional y el mapeo de las emociones.

La asignación permite al sistema especificar la polaridad de una oración en función de su contenido emocional subyacente. Es decir, en caso de que una oración sea reconocida por el sistema para transmitir emociones, su contenido emocional se especifica y luego, la polaridad de la oración se determina en base a la asignación en el espacio de Russell. La emoción de la alegría se asocia con la polaridad positiva, mientras que las emociones de ira, disgusto, miedo y tristeza caracterizan a un sentimiento como negativo (Chaumartin, 2007). En esta línea, la emoción sorpresa puede caracterizar una frase ya sea como positiva, en los casos en que se acompaña de emoción de alegría (sorpresa feliz), o como negativa, en los casos en que se asocia con el miedo, la ira, la tristeza y las emociones de asco. El sistema adopta este mapeo



emocional y se basa en él para especificar la polaridad emocional de una oración basada en el contenido emocional de la oración.

## 5. Estudio de evaluación

Se diseñó y llevó a cabo un amplio estudio de evaluación para analizar el desempeño del sistema. Inicialmente, para la evaluación, se utilizaron diferentes tipos de datos textuales para evaluar el rendimiento del sistema y también proporcionar una visión más profunda del rendimiento del sistema en diferentes datos y fuentes textuales.

### 5.1. Recopilación de datos

Para fines de evaluación, creamos un cuerpo de datos textuales de diferentes fuentes y se utilizó un experto humano para anotar manualmente cada uno. El número total de frases del conjunto de datos creados fue de 750. Fueron seleccionados de diferentes fuentes, como titulares de noticias, artículos de noticias y publicaciones en Twitter. Artículos y titulares de artículos fueron recogidos de portales de noticias como BBC, CNN y Euronews. Se seleccionó un total de 250 frases de cabecera y 250 frases del contenido del artículo para la formulación del corpus. Las sentencias fueron seleccionadas para no ser muy largo y también no sufre de muchas ubicuidades y expresiones anáforas. Además, para la creación del corpus, se seleccionaron las publicaciones de los usuarios de Twitter. Las publicaciones se seleccionaron de diferentes usuarios y de diversos temas. Se seleccionaron un total de 250 mensajes emocionales.

Después de la formulación del corpus, las frases del corpus fueron anotadas por el experto humano. La etapa de anotación se producía a través del sistema en un escenario, donde cada oración se presentaba al anotador y a través de la interfaz el anotador determinaba un par de parámetros para el contenido emocional de la oración. Más específicamente, durante la etapa de anotación, para cada oración fueron determinados por el anotador humano (a) la existencia y el (b) grado de cada una de las seis emociones básicas. La nivel de emoción oscila entre 0 y 100, donde 0 se utiliza para denotar la ausencia de una emoción específica y 100 denota que la emoción específica es muy fuerte. Sobre la base de las anotaciones del experto, se especifica la polaridad emocional de la oración, caracterizando la sentencia como positiva, negativa o neutral. Las anotaciones del experto humano se utilizan como patrón de oro para la evaluación del sistema.

### 5.2. Resultados de la evaluación

Se llevó a cabo un estudio de evaluación para evaluar el mecanismo desarrollado y proporcionar una visión de su desempeño. La evaluación se realizó en dos partes. La primera evalúa el desempeño del sistema en el reconocimiento de las emociones presentes en el lenguaje natural y la segunda parte evalúa su desempeño en el reconocimiento de la polaridad emocional de las oraciones emocionales. Más específicamente, en la primera parte del estudio de evaluación, el sistema fue evaluado en caracterizar un lenguaje natural sentencia como emocional, en caso de que transmita emoción(s) y genere sentimiento/s al lector humano, o neutral en caso de ausencia emocional. El sistema clasifica una oración en la clase emocional o en la

neutral. La evaluación se basó, dada la salida binaria, en las siguientes métricas: precisión, precisión, precisión, sensibilidad y especificidad,

$$acc = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN}, prec = \frac{TP}{TP+FP}, sen = \frac{TP}{TP+FN}, spec = \frac{TN}{FP+TN}$$

donde TP denota el número de casos válidos correctamente clasificados, FP es el número de casos inválidos que están mal clasificados, TN es el número de casos inválidos correctamente clasificados y FN es el número de casos válidos que están mal clasificados. Los resultados de rendimiento de los sistemas se ilustran en el cuadro 2.

Los resultados muestran un rendimiento muy bueno de los tres clasificadores y el esquema de clasificador de conjunto. El esquema de conjunto funciona mejor en todos los experimentos que los clasificadores únicos. Esto se debe al hecho de que la clasificación está performada con muy buen rendimiento por cada uno de los tres clasificadores principales del esquema de conjunto y en muchas oraciones que uno de los clasificadores no hace una predicción correcta la predicción final se corrige por el dos restantes. Los resultados analíticos de los clasificadores y el esquema de conjunto para cada tipo de datos textuales se ilustran en la tabla 3.

El mejor rendimiento de un clasificador único lo logra el clasificador Bayes Naïve, cuya precisión y precisión son mejores que las de la herramienta basada en el conocimiento y el MaxEnt en todos los experimentos. Su mejor rendimiento se logra en las líneas principales de noticias, mientras que su rendimiento disminuye en la publicación de usuarios en twitter. El rendimiento del clasificador MaxEnt es ligeramente inferior al de Bayes. Va mejor en frases de titulares y artículos, pero su rendimiento disminuye en tweets casi en el mismo grado que el ingenuo Bayes. La herramienta basada en el conocimiento funciona muy bien en los titulares de noticias. Esto se debe principalmente al hecho de que los titulares son cortos y en la mayoría de los casos las emociones se expresan con palabras clave emocionales expresivas y palabras muy sentimentales. Además, las oraciones de encabezados y artículos tienen una buena estructura gramatical y sintaxis adecuada. Un punto notable de la herramienta basada en el conocimiento se refiere a su desempeño para reconocer oraciones neutrales. De hecho, la alta sensibilidad denota que las oraciones que eran neutrales fueron reconocidas por la herramienta y clasificadas correctamente en la categoría neutral. Además, la baja especificidad es principalmente el resultado de clasificar algunas oraciones que eran emocionales en la categoría neutral. En la mayoría de estos casos, la emoción en las oraciones se expresaba sin la existencia de palabras emocionales fuertes. Por otra parte, el menor rendimiento de la herramienta basada en el conocimiento puede deberse al conjunto de datos de la prueba, probablemente en línea estrecha con los conjuntos de formación.

En cuanto a las características textuales de las frases y su análisis sentimental, los clasificadores reportan un mejor desempeño en los titulares y menor en los tweets. La razón es que los titulares y las frases de los artículos siguen reglas gramaticales y expresan emociones en un enfoque directo, utilizando palabras que transmiten y generan emociones al lector. Por otro lado, los tweets no tienen una buena sintaxis

gramatical y en muchos casos expresan emociones de forma indirecta, sin palabras emocionales fuertes.

En lo que respecta a la segunda parte, se llevó a cabo una evaluación del funcionamiento del mecanismo para determinar la polaridad emocional de una oración emocional y su caracterización como positiva o negativa. Con este fin, se seleccionaron las frases que se caracterizaron como emocionales, y fueron de hecho emocionales. El rendimiento de los clasificadores se presenta en el cuadro 4.

El reconocimiento de la polaridad emocional de las oraciones se lleva a cabo con muy buen rendimiento por los tres clasificadores y esta es una razón para el rendimiento superior del clasificador conjunto. Los resultados de los clasificadores sobre los diferentes datos se presentan en la tabla 5.

Los resultados muestran que el esquema de conjunto está funcionando muy bien en el reconocimiento de la polaridad emocional de las oraciones. Los tres clasificadores reportan un desempeño bastante bueno al reconocer la polaridad emocional de los titulares y artículos y una menor en las publicaciones de Twitter. El rendimiento del clasificador conjunto es mejor que el de los clasificadores únicos en titulares y publicaciones, mientras que en Twitter su rendimiento es casi el mismo con el clasificador Bayes Naïve.

La herramienta basada en el conocimiento también indica un mejor rendimiento en titulares y artículos que en Tweets. Su desempeño para especificar la polaridad de las oraciones emocionales se asocia con la forma de la herramienta para manejar las negaciones. La herramienta maneja las negaciones en un enfoque más sistemático que los estudiantes estadísticos y en oraciones sintácticamente bien estructuradas es capaz de rastrear correctamente las negaciones que invierten el estado de las palabras emocionales y también la polaridad de la oración. Sin embargo, su rendimiento disminuye en Tweets, ya que los tweets son muy cortos, constando de menos de 10 palabras, en la mayoría de los casos, y tienen una estructura arbitraria y frívola. Además, las emociones en los tweets se expresan en muchos casos en un modo irónico, basado en comentarios o eventos de publicaciones anteriores, y la identificación emocional de tales casos requiere un análisis y una comprensión más profunda del tema en cuestión y la conversación al respecto. De hecho, a diferencia de los titulares y artículos que declaran y presentan hechos y acontecimientos, el análisis sentimental de los tuits en muchos casos también requiere el análisis sentimental del tema de la discusión. En ambos experimentos, los alumnos de MaxEnt y Naïve Bayes logran un mejor rendimiento que la herramienta basada en el conocimiento en el análisis de la publicación de usuario en Twitter. Por lo tanto, el análisis sentimental de los tweets es mejor que se lleve a cabo por enfoques estadísticos, ya que la estructura gramatical de los mensajes son frívolas. El rendimiento de los clasificadores estadísticos en tweets puede deberse a su fase de entrenamiento, ya que ISEAR y Affective text datasets constan de diferentes tipos de oraciones, que tienen características diferentes de los tweets de los usuarios. Además, la adición de tweets anotados más emocionales en la fase de entrenamiento podría aumentar el rendimiento de los clasificadores estáticos.

## 6. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se presenta un sistema clasificador de conjuntos para el análisis de sentimientos de datos textuales. Se basa en tres clasificadores principales, un aprendizaje ingenuo de Bayes, uno de entropía máxima y una herramienta basada en el conocimiento, que se combinan a través de un enfoque de votación por mayoría. Los ingenuos clasificadores de Bayes y Máxima Entropía fueron entrenados en ISEAR y Conjuntos de Datos de Texto Afectivo. La herramienta basada en el conocimiento realiza un análisis profundo de la estructura del lenguaje natural, especifica las dependencias de palabras y determina la forma en que las palabras están conectadas. Utiliza Wordnet Affect para especificar palabras que transmiten contenido emocional y especifica el estado emocional de la oración basado en el gráfico de dependencia de la oración en un enfoque donde el estado emocional general de la oración se deriva de la afinidad emocional de la oración emocional partes. El conjunto clasificador rendimiento emoción reconocimiento a nivel de oración y así, un nuevo texto se divide inicialmente en frases y cada oración se envía al esquema de clasificador de conjunto, donde se extraen las características, se representan como bolsa de palabras, son lemmatized y luego manejado por los clasificadores estadísticos. El clasificador conjunto determina si una oración es emocional o neutral, y en caso de que sea emocional, especifica la polaridad emocional subyacente. Los estudios experimentales realizados y los resultados obtenidos indican un rendimiento bastante satisfactorio en cuanto a la capacidad de reconocer la presencia de la emoción en el texto y también para identificar la polaridad de las emociones del texto. El trabajo indica que la técnica de ensamble es una manera efectiva de combinar diferentes algoritmos de clasificación para una mejor clasificación emocional textual. El esquema de conjunto funciona mejor en ambas tareas que la única clasificación.

Como trabajo futuro, una evaluación a mayor escala nos dará una visión más profunda del desempeño del sistema. Además, la base de conocimiento de la herramienta actualmente utiliza Affective WordNet y palabras añadidas manualmente para identificar las palabras emocionales de la oración. Se podría ampliar la base de conocimientos del sistema añadiendo más recursos léxicos, como los recursos de General Inquirer y SentiWordNet. Además, otra dirección para el trabajo futuro será ampliar adecuadamente la fase de formación de los clasificadores y las reglas de dependencia de la herramienta basada en el conocimiento para enfrentar casos que actualmente no se clasifican correctamente, como las frases "me reí de él" y "Se rió de mí", que evocan diferentes emociones dependiendo de la perspectiva de la primera persona. Además, otra extensión puede referirse a las asociaciones de ponderaciones de los clasificadores en el método de votación, que podrían representar en cierto grado su confianza en la clasificación y la fuerza de la emoción especificada. Además, un estudio de investigación adicional puede centrarse en la especificación de la polaridad emocional de las oraciones y planeamos extender gradualmente el sistema para contribuir a reconocer las emociones en una escala más fina y también ayudar a una comprensión más profunda de la emoción-expresión de fenómenos. Explorar esta dirección es un aspecto clave de nuestro trabajo futuro.

## **IMAGENES**

**Table 5**  
Evaluation results of emotional status.

Metric	Headlines				Articles				Tweets			
	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier
Accuracy	0.81	0.87	0.84	0.89	0.8	0.85	0.82	0.87	0.71	0.81	0.78	0.83
Precision	0.85	0.91	0.87	0.90	0.77	0.89	0.85	0.85	0.84	0.88	0.86	0.87
Sensitivity	0.85	0.84	0.82	0.91	0.82	0.76	0.80	0.86	0.71	0.77	0.87	0.79
Specificity	0.77	0.90	0.85	0.89	0.74	0.86	0.85	0.86	0.70	0.85	0.77	0.86

**Table 2**  
Classifiers performance.

Metric	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier
Accuracy	0.77	0.85	0.80	0.87
Precision	0.72	0.89	0.85	0.91
Sensitivity	0.91	0.88	0.86	0.89
Specificity	0.59	0.78	0.68	0.82

**Table 4**  
Evaluation results of emotional status.

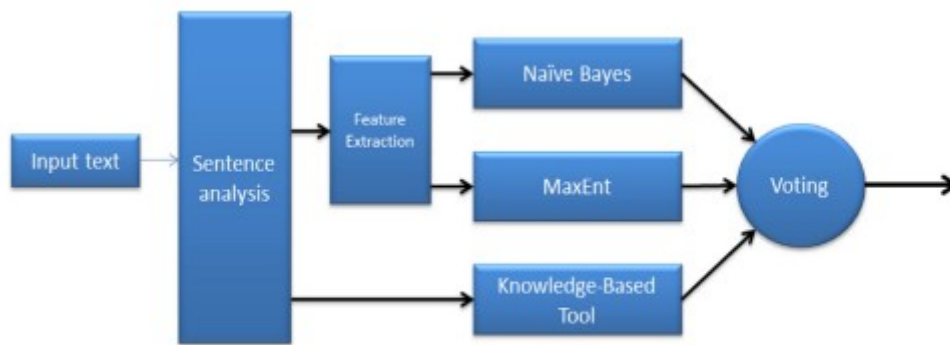
Metric	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier
Accuracy	0.77	0.84	0.81	0.86
Precision	0.82	0.89	0.86	0.87
Sensitivity	0.79	0.79	0.83	0.85
Specificity	0.74	0.87	0.82	0.87

**Table 3**  
Recognizing emotion presence.

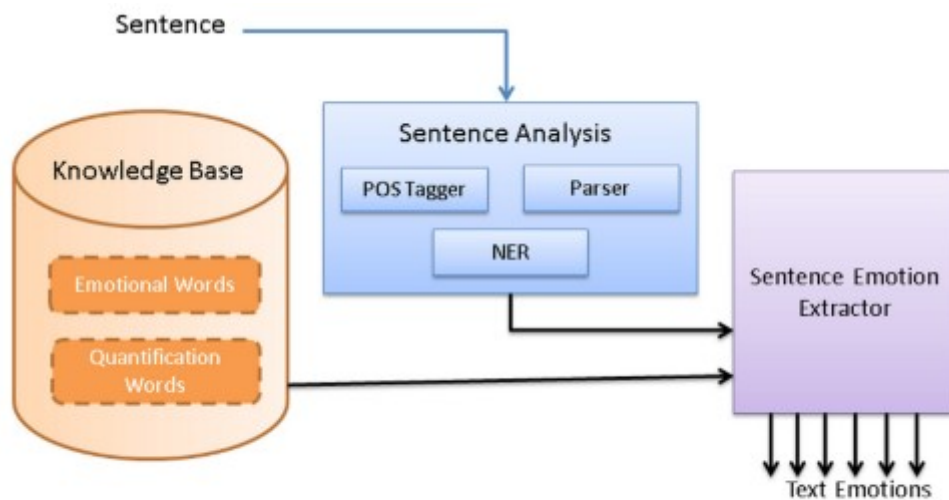
Metric	Headlines				Articles				Tweets			
	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier	KBtool	N.B.	MaxEnt	Ensemble classifier
Accuracy	0.82	0.87	0.82	0.89	0.79	0.86	0.82	0.89	0.7	0.81	0.77	0.82
Precision	0.77	0.93	0.89	0.94	0.72	0.91	0.87	0.93	0.68	0.84	0.78	0.85
Sensitivity	0.92	0.86	0.86	0.9	0.92	0.9	0.85	0.9	0.9	0.87	0.86	0.88
Specificity	0.66	0.85	0.75	0.9	0.58	0.81	0.7	0.87	0.52	0.67	0.6	0.68



**Fig. 4.** Emotions mapping on Russell's space.



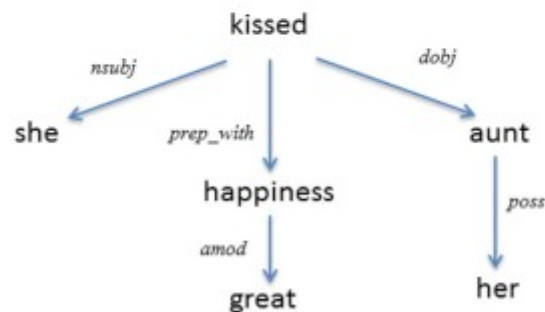
**Fig. 1.** An overview of the ensemble classifier architecture.



**Fig. 2.** Overview of the knowledge-based classification tool architecture.

**Table 1**  
Example quantification words and their impact.

Modification impact	Words
High	Very, great, huge, extensive
Average	Hardly, quite
Low	Little, less
Flip	No, not



**Fig. 3.** The sentence's dependency tree.

