Detección automática de expresiones de actitud en textos para análisis de sentimientos en español

por

Víctor Manuel Morales de Jesús

Tesis presentada en cumplimiento parcial de los requisitos
para la obtención del grado de

Maestro en Ciencias de la Computación

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
Facultad de Ciencias de la Computación

Asesores:
Dra. Maya Carrillo Ruíz
Dr. Aurelio López López

México, Puebla, Enero 2017.

Dedicado a Patricia, Elizabeth y Fernanda.

Resumen

En años recientes la utilización de los medios electrónicos para comunicarnos ha ido en constante crecimiento, lo cual no solo ha mejorado la forma de comunicación entre los seres humanos, sino además ha modificado la forma en la que interactuamos. Estos grandes cambios en la forma de intercambiar información y conocimiento comienza a ser de gran interes para empresas, instituciones, gobiernos y organismos, quienes desean conocer las opiniones y necesidades de las personas a las que enfocan sus productos o servicios.

Es entonces, cuando cobra importancia la posibilidad de analizar de una forma rápida y eficaz toda la información generada, siendo uno de los objetivos principales poder identificar la intención de una opinión sobre algún tema, servicio o producto.

En este sentido la presente investigación estudiará la utilidad de la teoría de la valoración, la cual se toma como base para desarrollar un método que permita extraer de manera automática expresiones de actitud presentes en un documento. Por lo que se han construido y utilizado distintos recursos léxicos los cuales fueron recopilados previamente, además de implementar un método de clasificación utilizando aprendizaje supervisado para realizar analisis de sentimientos a textos en español.

Índice general

Resumen II

Lista de Figuras V

Lista de Tablas VI

Acronimos y Notación VIII

1. Introducción 1
- 1.1. Objetivos de la investigación . . . 2
  - 1.1.1. Objetivos generales . . . 3
  - 1.1.2. Objetivos específicos . . . 3
- 1.2. Estructura del trabajo . . . 3

2. Marco teórico 5
- 2.1. Características del lenguaje . . . 5
- 2.2. Teoría de la valoración . . . 8
  - 2.2.1. El dominio semántico-discursivo de la actitud . . . 8
    - 2.2.1.1. El subsistema de afecto . . . 10
    - 2.2.1.2. El subsistema de juicio . . . 11
    - 2.2.1.3. El subsistema de apreciación . . . 12
  - 2.2.2. El dominio semántico-discursivo de la gradación . . . 14
  - 2.2.3. El dominio semántico-discursivo del compromiso . . . 14
- 2.3. Expresiones de actitud . . . 15
- 2.4. Análisis de sentimientos . . . 17
  - 2.4.1. Aplicaciones del análisis de sentimientos. . . . 19
  - 2.4.2. Principales enfoques del análisis de sentimientos. . . . 20
- 2.5. Aprendizaje automático . . . 21
  - 2.5.1. Conceptos generales . . . 22

3. Estado del arte. 27
- 3.1. Trabajos relacionados. . . . 27

4. Diseño y Desarrollo del Sistema 32
- 4.1. Enfoque propuesto . . . 32

4.1.1. Recursos léxicos utilizados 33
4.1.2. Preprocesamiento 36
4.1.3. Detección de expresiones de actitud 36
4.1.3.1. Análisis de las expresiones de actitud detectadas . 40

5. Experimentos y resultados **46**
5.1. Metodología 46
5.1.1. Corpus 46
5.2. Evaluación del método para detectar expresiones de actitud. 47
5.3. Evaluación del modelo de clasificación. 54

6. Conclusiones y trabajo a futuro **56**
6.1. Conclusiones 56
6.2. Trabajo a futuro 58

Bibliografía **60**

Índice de figuras

2.1. Dominio de gradación 14

4.1. Diseño conceptual 32
4.2. Vector de representación del texto 40

Índice de tablas

2.1. Juicio de estima social 12
2.2. Juicio de sanción social 12
2.3. Clasificación y sub-clasificación de apreciación. 13
2.4. Matriz de confusión para dos clases. 24

4.1. Patrones morfosintácticos utilizados para la extracción de expresiones de actitud. 37

5.1. Ejemplos de expresiones evaluadas 50
5.2. Precisión del método 50
5.3. Precisión del módelo de clasificación 55

Lista de Algoritmos

4.1. Extracción de expresiones de actitud. 38
4.2. Análisis de las expresiones de actitud detectadas. 42

Acronimos y Notación

AS	Análisis de Sentimientos
BTO	Binary Term Occurrences
GNU	General Public Licence
MSV	Maquinas de Soporte Vectorial
MO	Minería de Opinión
PLN	Procesamiento del Lenguaje Natural
RL	Regresión Logística
TEA	Tasa de Error Aparente
TEV	Tasa de Error Verdadera
TF	Term Frecuency
TF-IDF	Term Frecuency-Inverse Document Frecuency
TO	Term Occurrences

Capítulo 1

Introducción

En la actualidad el rápido desarrollo y proliferación de las tecnologías de la información y comunicación no solo ha hecho posible una comunicación más rápida y eficaz entre los seres humanos, sino que también ha cambiado la forma en la que nos comunicamos y en la que compartimos la información. Por mencionar un ejemplo, mientras en un pasado no muy lejano el manejo de la información a través de Internet por parte de los usuarios era en su mayoría como receptores de dicha información, actualmente se ha tomado un papel mucho más interactivo pasando a ser no sólo consumidores, sino generadores de contenido. De esta forma no solo los usuarios comentan sobre la información existente, evalúan y clasifican contenido o productos, sino que también comparten sus opiniones, ideas, noticias y conocimiento en general con la comunidad.

De ahí que la importancia del análisis de sentimientos, conocido también como minera de opinión dentro del área de procesamiento de lenguaje natural radica en la capacidad de poder analizar dentro de un texto los distintos tópicos donde se hallan los sentimientos y opiniones que la gente expresa sobre un tema, un producto o situación en particular. En este sentido, un claro ejemplo es la web, donde las opiniones expresadas pueden influir a los receptores de dicha información en la formación de su opinión sobre algún tema, producto, situación o acontecimiento. Por lo que hoy en día las opiniones realizadas de forma directa por los usuarios, se convierten en un factor muy importante a tener en cuenta por las empresas,

organizaciones, creadores de contenido y el sector político, solo por mencionar algunos casos, además se tiene evidencia de que este proceso de análisis tiene significativos efectos económicos [17].

Por otro lado, aunque la tecnología más fiable (en cuanto a precisión y cobertura) para realizar análisis de sentimientos a textos sigue siendo el experto humano, es importante hacer dos puntualizaciones:

- Ni siquiera la interpretación de acuerdo al juicio humano es totalmente fiable, sobre todo donde existe ambigüedad e imprecisión.
- Mientras que el ser humano mantiene la ventaja en cuanto a fiabilidad, presenta varias desventajas que tienen que ser consideradas, y estas son en cuanto a capacidad de procesamiento, consistencia en el análisis, y coste que representa analizar grandes volúmenes de información.

Tomando en cuenta los problemas mencionados anteriormente, resulta conveniente la automatización de las tareas de análisis de sentimientos, principalmente mediante herramientas que hagan uso de técnicas de PLN (procesamiento del lenguaje natural) ya que se ha comprobado que dichas herramientas entrenadas y definidas para un dominio y tipo de idioma en específico logran conseguir altos porcentajes de precisión [9].

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, es importante mencionar que otro aspecto a considerar es el aspecto multilingüe del problema, y aunque actualmente existen herramientas, la mayoría de ellas están enfocadas sobre el idioma inglés, pero en el idioma español el análisis de sentimientos aún se encuentra en un desarrollo incipiente.

1.1. Objetivos de la investigación

Los objetivos de la presente investigación se encuentran divididos en generales y específicos, los cuales se enuncian a continuación.

1.1.1. Objetivos generales

- Definir un método que permita extraer de manera automática expresiones de actitud de textos en español.

1.1.2. Objetivos específicos

- Seleccionar un corpus sobre el cual inicialmente se detectarán las expresiones de actitud.
- La creación de un método que permita identificar y extraer expresiones de actitud dentro del texto de forma automática.
- Validar el método propuesto mediante su aplicación en otras tareas de procesamiento del lenguaje como podrían ser atribución de autoría.
- El desarrollo de una aplicación web capaz de analizar textos y mostrar la polaridad detectada.

1.2. Estructura del trabajo

El documento está organizado en 6 capítulos, los cuales se describen a continuación. El capítulo 2 introduce algunos conceptos que son elementales dentro del marco teórico para comprender la investigación realizada. Así, se describen primeramente las características del lenguaje, siguiendo con la teoría de la valoración y los distintos dominios semánticos que la componen, el paradigma del análisis de sentimientos así como los principales campos de aplicación y sus distintos enfoques. Por último se mencionan brevemente los conceptos generales sobre el aprendizaje automático.

En el capítulo 3 se menciona el estado del arte relevante sobre análisis de sentimientos y relacionado con el trabajo realizado. Posteriormente en el capítulo 4 se expone el trabajo desarrollado a lo largo de la presente investigación, mencionando

inicialmente de forma general el método propuesto así como los recursos léxicos que se han utilizado, siendo en la parte final del capítulo en donde se describen los algoritmos que explican el método creado para la extracción de las expresiones de actitud y el análisis de las mismas.

Dentro del capítulo 5 se muestran los experimentos realizados para evaluar por una parte la efectividad del método propuesto para extraer las expresiones de actitud dentro de un documento, y por otro lado la precisión del modelo de clasificación implementado para la determinar la polaridad del documento.

Finalmente en el capítulo 6 se ofrecen las principales conclusiones de este trabajo y las líneas futuras de investigación.

Capítulo 2

Marco teórico

El objetivo de este capítulo es explicar los conceptos tales como: características del lenguaje, la teoría de la valoración, expresiones de actitud, análisis de sentimientos y aprendizaje automático; que en este caso son los tópicos sobre los cuales se basa la presente investigación.

2.1. Características del lenguaje

Para poder comprender el análisis de sentimientos y sobre todo el procesamiento del lenguaje natural, primeramente es necesario conocer los distintos elementos que componen el lenguaje y la forma en que se relacionan para dar lugar al mismo, es por ello que se hace necesario retomar los principales conceptos de la lingüística.

Una definición simple de lingüística la establece como la ciencia que estudia desde todos los puntos de vista posibles el lenguaje humano articulado, en general y las formas específicas en que se realiza, tradicionalmente llamadas lenguas [5]. A través de la historia la lingüística ha sido dividida en disciplinas o niveles, que van desde los sonidos hasta su significado. El tratamiento computacional de cada nivel implica el uso de diferentes técnicas tales como el procesamiento de palabras y del habla, reconocimiento de patrones y análisis gramatical, solo por mencionar algunas.

Una primera disciplina de la lingüística es la **fonética**, que se refiere a la producción y la percepción de los sonidos acústicos que forma la voz. Para cada lengua o idioma, los sonidos pueden ser clasificados dentro de un conjunto finito de **fonemas** los cuales comúnmente incluyen vocales y consonantes, y son unidos dentro de silabas para construir palabras.

Una segunda disciplina que es la **morfología** se concentra en la estructura y forma de las palabras, por ejemplo, se pueden encontrar en masculino o femenino. El conjunto de palabras dentro de un lenguaje se define como **léxico**, que está compuesto esencialmente por las que se denominan **lemas** o "palabras raíz", las cuales a través de reglas morfológicas pueden ser modificadas o transformadas para crear un vocabulario completo [14].

La tercera disciplina es la **sintaxis**, la cual estudia el orden de las palabras y la forma en que éstas se relacionan en la mayor unidad sintáctica que es una oración o enunciado, así como la formación de dichas oraciones a base de distintas combinaciones léxicas, las reglas sintácticas de una lengua en particular y además define las categorías y funciones del texto, por ejemplo, para el idioma español se dice que la estructura sujeto-predicado dentro de una oración es una secuencia de funciones que corresponden al orden más común. Sin embargo este orden suele cambiar de acuerdo al tipo de texto.

La **semántica** es la cuarta disciplina de la lingüística, que se enfoca en el significado de las palabras y oraciones. El concepto de "significado" puede parecer controversial, por lo que la semántica es entendida de distintas maneras por investigadores y por lo tanto en ocasiones es difícil de describir y por lo tanto procesar. En aplicaciones, la semántica corresponde comúnmente a la determinación del sentido de una palabra o la representación de una oración en un formato lógico.

Se puede mencionar a la **pragmática** como el último subcampo o disciplina, las cuales se encuentran contenidas dentro de los distintos niveles de estudio que abarca la lingüística. Y se define a la pragmática como complemento de la semántica, ya que mientras ésta última se relaciona con la comprensión y definición de las palabras de manera general o universal, la pragmática es el significado de las palabras

y oraciones en un contexto específico. Así, la elaboración del lenguaje básicamente consiste de un conjunto de oraciones que están relacionadas entre sí y es lo que da origen a un discurso, el cual es en su mayoría dirigido a otra persona quien puede contestar estableciendo así un dialogo, que se define como un conjunto de interacciones lingüísticas que permiten el intercambio de información y si esa interacción se realiza de manera adecuada se evitan malentendidos y se eliminan ambigüedades [14].

Debido al interés que concierne a la presente investigación, es necesario adentrarse un poco más a fondo dentro del aspecto léxico y sintáctico del lenguaje.

Como se mencionó anteriormente, se entiende por léxico al conjunto de palabras que se encuentran dentro de un lenguaje. El léxico suele variar de idioma a idioma y dentro del mismo idioma variar de acuerdo al contexto; además cada palabra puede ser clasificada dentro de una categoría léxica o como parte de una oración, pudiendo ser un artículo, sustantivo, verbo, adjetivo, adverbio, conjunción, preposición o pronombre. La mayoría de los elementos léxicos se dividen en cuatro categorías: sustantivo, verbo, adjetivo y adverbio, ya que otras categorías como los artículos, pronombres o conjunciones tienen un número limitado y bien conocido de elementos. Dentro de una sentencia las palabras pueden ser identificadas y etiquetadas de acuerdo a su categoría como lo muestra el siguiente ejemplo:

Cada/determinante **día**/sustantivo **brinda**/verbo **una**/artículo **nueva**/adjetivo **oportunidad**/sustantivo

El léxico podría ser para el caso de los textos, simplemente una lista de todas las palabras conjugadas en sus distintas formas, sin embargo, se generaría una duplicación innecesaria, por lo que como ya se ha mencionado, muchos léxicos suelen estar compuestos únicamente de una lista de lemas, utilizando las distintas reglas morfológicas para generar todas la gama de palabras posible.

A manera de síntesis se ha realizado una descripción de las distintas disciplinas en las que se suele clasificar a la lingüística, ya que es necesario conocer las principales propiedades del lenguaje, debido a que es la base sobre la cual actúa la Teoría de la Valoración, de la cual se hablará a continuación.

2.2. Teoría de la valoración

La Teoría de la valoración se ocupa de los recursos lingüísticos a través de los cuales los emisores del discurso, ya sea de forma hablada o escrita llegan a expresar posiciones intersubjetivas. La teoría se enfoca con especial interés en el lenguaje de la valoración, la actitud, la emoción y en el conjunto de recursos que de manera explícita puntualizan de forma interpersonal las propuestas y posiciones textuales. Podemos decir entonces que se ocupa de las propiedades que hacen variar o modifican los términos del compromiso del emisor con sus emisiones, es decir, que modifican lo que es de importancia en la relación interpersonal, tanto de las emisiones individuales como lo que se va acumulando a medida que el texto va siendo analizado. Es importante mencionar que la teoría de la valoración se encuentra en pleno desarrollo y cuya investigación sigue en curso, por lo que aún existen por resolver muchos problemas, aspectos semánticos y lexicogramaticales que aún no han sido tratados [19].

Los recursos evaluativos dentro de la teoría de la valoración son divididos en tres grandes dominios semánticos, que son **actitud**, **gradación** y **compromiso**. La actitud está relacionada tanto con respuestas emocionales como con sistemas de valores determinados por la cultura. La gradación está relacionada con la manera en que los emisores intensifican o disminuyen la fuerza de sus enunciados y agudizan o desdibujan el foco de sus categorizaciones semánticas. El compromiso se refiere a los recursos lingüísticos que pueden utilizarse para posicionar la voz de los hablantes o emisores. A continuación, se describen de forma resumida cada uno de estos dominios semántico-discursivos.

2.2.1. El dominio semántico-discursivo de la actitud

La **actitud** se enfoca a los valores que los hablantes o emisores comunican en sus juicios y opiniones, y a las respuestas tanto emocionales como afectivas que asocian con los participantes en el dialogo. La actitud se divide a su vez en tres subsistemas: **afecto**, **juicio** y **apreciación**, es importante mencionar que en el

sistema de actitud las distinciones realizadas corresponden a esquemas de valores propios de la cultura occidental, lo que significa que no pueden ser aplicadas de manera automática a discursos provenientes de otras culturas.

Dentro del domino de la actitud, Martin y White en [19] señalan que el subsistema de afecto puede considerarse como actitudinal básico, mientras que el juicio y la apreciación constituyen formas derivadas, que surgen de la necesidad de asociar las emociones a la descripción de situaciones, eventos u objetos. Logrando de esta manera por un lado hacer posible la evaluación y el eventual control del comportamiento humano, y por otro lado la valoración de los logros humanos y la de los fenómenos naturales.

Una de las características más importantes de la actitud es que ésta puede ser explícita o implícita. En la actitud explicita se transmiten significados o sentimientos actitudinales positivos o negativos de forma evidente y directa, por lo que es sencillo identificarlos en los textos. En cuanto a la actitud implícita el análisis se vuelve más complejo ya que se plantea la hipótesis de que los receptores (oyentes o lectores) aportan sus creencias y expectativas a la interpretación de los textos para deducir la evaluación.

Además se basa en la idea de que la evaluación, y en general todos los significados o sentimientos interpersonales no están delimitados por límites precisos, sino que tienden a propagarse a lo largo de segmentos o partes del texto. En dicha propagación, tanto los valores de actitud directos e implícitos tienden a acumularse y solaparse, reforzándose mutuamente, aunque también pueden producirse cambios en la postura actitudinal. Estos denominados *patrones prosódicos* son los que contribuyen a darle una entonación evaluativa a los textos.

A continuación se reseñan de forma breve los tres subsistemas de la actitud: el afecto, el juicio y la apreciación.

2.2.1.1. El subsistema de afecto

El **afecto** es el tipo de evaluación lingüística que se refiere a un estado de emoción por parte de los emisores hacia las personas, las cosas, las situaciones o los eventos; pero también pueden dar a conocer la respuesta emocional de terceros. Se describe mediante atributos de afecto (Ej. feliz, enojado, triste, etc.), además los atributos de afecto pueden ser categorías negativas o positivas (Ej. amor vs odio, agradar vs irritar, etc.) y cada significado o palabra se ubica dentro de una escala de fuerza o de intensidad que va de bajo a alto, así por ejemplo: gustar, amar, adorar; estar preocupado, tener miedo, estar aterrorizado, etc.

Además, suele expresarse de una manera "congruente" o correctamente establecida a través de las siguientes formas:

- Como una cualidad, a través de un epíteto que describe a los participantes (Ej. *unos alumnos felices*), un atributo (Ej. *los alumnos estaban felices*), o una circunstancia (Ej. *los alumnos reaccionaron con alegría*).
- Como un proceso, afectivo mental (Ej. *la clase aburrió a los alumnos*) o afectivo conductual (Ej. *los alumnos lloraban por la noticia*).

Adicionalmente puede clasificarse en **autoral** (referente a la primera persona) y **no autoral** (para la segunda y tercera personas). Para el primero, los emisores dan a conocer como han respondido emocionalmente a la persona, situación, objeto o evento que se evalúa (Ej. *odio los lunes*) y por lo tanto asumen la responsabilidad de esta evaluación. Para el segundo caso, son los sentimientos de otros individuos los que se describen, y no los del emisor (Ej. *los alumnos lo quieren y admiran*). De forma general la posibilidad de identificar e interpretar de la mejor manera posible el subsistema de afecto dependerá de la confiabilidad de la fuente del sentimiento (el emisor), así como de lo razonable de sus respuestas emocionales [19].

Por otro lado los restantes subsistemas de juicio y apreciación, los cuales se detallan a continuación, expresan evaluación de entidades externas.

2.2.1.2. El subsistema de juicio

El **juicio** se compone de los significados que son útiles para evaluar de forma positiva o negativa el comportamiento humano en relación con un conjunto de normas sociales, de forma que el juicio se ve involucrado cuando se evalúa a un participante en relación con sus actos o disposiciones [19].

El comportamiento humano puede ser evaluado lingüísticamente como moral o inmoral, legal o ilegal, socialmente aceptable o inaceptable, normal o anormal, entre otras. Dicho conjunto de normas adopta la forma de expectativas sociales o de regulaciones. En este contexto se puede clasificar al Juicio en dos extensas categorías:

- Juicios de **estima social**, subdivididos a su vez, en los concernientes a la normalidad, la capacidad o la tenacidad demostrada en la conducta. Así, con estos valores de Juicio se evalúa qué tan comunes, competentes y decididas son las personas.
- Juicios de **sanción social**, a los cuales se les relaciona con la veracidad y la integridad, estos valores permiten evaluar que tan sincera y ética es la conducta de las personas.

Debe señalarse que dentro de la teoría de la valoración, el juicio está delimitado por la situación particular e ideológica dentro de la que opera, de manera que el modo en que las personas evalúan la moralidad, la capacidad, o cualquier otro aspecto de la conducta humana, está siempre delimitado por la cultura en la que viven, así como por sus experiencias y creencias individuales. Por lo que existe la posibilidad de que un mismo comportamiento sea evaluado de maneras distintas, dependiendo la posición ideológica de quien emite el valor de juicio.

Dentro de las tablas 2.1 y 2.2 se muestran y ejemplifican las diferentes categorizaciones del subsistema juicio, en un sentido tanto positivo como negativo y suponiendo que el contexto de la palabra así lo determina.

	Forma Positiva	***Forma Negativa***
Normalidad	corriente, común, normal, afortunado(a), moderno(a).	excéntrico(a), extraño(a), raro(a), desafortunado(a), anticuado(a).
Capacidad	habilidoso(a), inteligente, intuitivo(a), atlético(a), fuerte.	inhábil, lento(a), tonto(a), torpe, débil.
Tenacidad	heroico(a), valiente, confiable, infatigable, perseverante	cobarde, apresurado(a), no confiable, distraído(a), perezoso(a)

Tabla 2.1: Juicio de estima social

Los valores para los significados de Juicio pueden ser establecidos de una forma más directa por adverbios (Ej. *justamente, honestamente, virtuosamente, etc.*), sustantivos (Ej. *un corrupto, un deshonesto, un experto, etc.*), adjetivos (Ej. *tramposo, embustero, héroe, genio, conformista, etc.*) y verbos (Ej. *engañar, defraudar, triunfar, ayudar, etc.*).

	Forma Positiva	***Forma Negativa***
Veracidad	sincero(a), honesto(a), genuino(a), franco(a), directo(a).	deshonesto(a), mentiroso(a), inauténtico(a), manipulador(a)
Integridad	moral, bondadoso(a), respetuoso(a) de la ley, sensible, justo(a)	inmoral, malvado(a), corrupto(a), cruel, injusto(a).

Tabla 2.2: Juicio de sanción social

2.2.1.3. El subsistema de apreciación

Por su parte la **apreciación** es el subsistema por el que se hacen evaluaciones a productos o procesos; típicamente a los objetos naturales, textos y construcciones abstractas como los planes o la política. También las personas pueden ser evaluadas mediante valores de apreciación, pero solo cuando se perciben como entidades y no como participantes con conducta y responsabilidad. La apreciación incluye una evaluación en relación con principios estéticos (Ej. *hermoso, feo, culpable, monótona, etc.*), así como una categoría de evaluación social [19].

Se puede clasificar a la apreciación dentro de tres dimensiones: **reacción**, **composición** y **valuación**. La reacción describe cuánto atrajo nuestra atención el objeto, proceso o texto evaluado y de qué manera nos impactó, además la reacción se subdivide, a su vez, en valores de impacto y de calidad. La composición está relacionada con nuestra percepción de la proporción y el detalle; y se compone por valores de equilibrio y complejidad. La valuación se relaciona con nuestra estimación de la importancia social de lo evaluado [19].

En la tabla 2.3, se ilustran y ejemplifican de mejor manera las distintas clasificaciones y sub-clasificaciones de apreciación.

		Forma Positiva	***Forma Negativa***
Reacción	**Impacto**	cautivador(a), llamativo(a), conmovedor(a), atractivo(a), agradable, conmovedor(a).	aburrido(a), tedioso(a), ascético(a), pedante, soso(a).
	Calidad	hermoso(a), espléndido(a), encantador(a).	feo(a), repulsivo(a), repugnante.
Composición	**Balance**	balanceado(a), armonioso(a), simétrico(a), proporcionado(a).	desbaleanceado(a), discordante, asimétrico(a), desproporcionado(a).
	Complejidad	simple, elegante, detallado(a), preciso(a).	monolítico(a), simplista, impreciso(a).
Valuación		profundo(a), innovador(a), original, único(a), exigente.	superficial, insignificante, reaccionario(a), conservador(a).

Tabla 2.3: Clasificación y sub-clasificación de apreciación.

Es importante mencionar que los valores de apreciación están fuertemente vinculados con la variable contextual del campo del discurso, por lo que es recomendable al hacer un análisis de éste subsistema conocer el enfoque desde el cual se realiza la lectura o análisis del texto.

2.2.2. El dominio semántico-discursivo de la gradación

El dominio de **gradación** se relaciona con la forma por medio de la cual los emisores intensifican o disminuyen la fuerza de sus enunciados, y gradúan el foco de sus categorizaciones semánticas, por lo que puede describir la intensidad de valoración en términos de dos clasificaciones independientes que son "fuerza" y "foco". La **fuerza** se ubica en una escala de valores por lo que va de baja a alta, mediante la utilización de modificadores, intensificadores y enfáticos (Ej. *muy, ligeramente, totalmente, levemente, poco, etc*). En este caso se entiende que la gradación es explícita, sin embargo, también se puede presentar implícitamente dentro del objeto de análisis, por lo que entonces el aumento o disminución de la intensidad dependerá de todo el sistema de valoración [19].

El **foco** se puede considerar como la aplicación de las escalas de intensidad a categorías no susceptibles de gradación. De forma que se busca hacer graduable algo que inherentemente no lo es. Se determina mediante valores que se denominan evasivas o "lenguaje ambiguo", con la utilización de atenuantes (Ej. *casi, algo así como, etc.*) o por el contrario valores que agudizan el foco (Ej. *verdadero, literalmente, etc.*).

La figura 2.1, muestra de una manera general la clasificación dentro del dominio de gradación.

$$\textit{Gradación} \begin{cases} \textit{Fuerza} & \begin{cases} \textit{Implícita} & - & \textit{Ej. adora (alto) vs. ama (medio) vs. gusta (bajo)} \\ \textit{Explícita} & - & \textit{Ej. escasamente, extremadamente, tan, muy, etc.} \end{cases} \\ \textit{Foco} & \begin{cases} \textit{Aguda (escala ascendente)} & - & \textit{Ej. Un verdadero ...} \\ \textit{Atenuada (escala descendente)} & - & \textit{Ej. Casi seguro que...} \end{cases} \end{cases}$$

FIGURA 2.1: Dominio de gradación

2.2.3. El dominio semántico-discursivo del compromiso

El **compromiso** se refiere a los recursos lingüísticos utilizados por el emisor para adoptar una postura, tanto como para los valores de actitud detonados en el texto,

como en relación a los receptores a los que se dirige su discurso [19]. De forma que se puede decir que existe una relación del compromiso con los dominios de actitud y gradación, ya que cada vez que los emisores o hablantes dicen algo, de cierta manera "codifican" su punto de vista sobre lo que dicen.

Algunos recursos que son utilizados para detonar el compromiso, son los modalizadores de:

- **Probabilidad**: quizás, podría ser que ..., creo ..., seguramente, etc.
- **Fase o etapa de realidad**: parece que ..., al parecer ..., etc.
- **Atribución** (rumor o concepción): su supuesta ..., su afirmación de que ..., etc.
- **Proclamación o manifestación**: concluyo que ..., eso es verdad ..., etc.
- **Anticipación o expectativa**: predeciblemente, por supuesto, etc.
- **Contra-expectativa**: sorprendentemente, increíblemente, etc.

solo por mencionar algunos.

Debido a que para el desarrollo de la presente investigación se ha decidido no abarcar el dominio del compromiso para realizar el análisis de sentimientos; sería innecesario hasta este momento cubrir de una forma más profunda el estudio del dominio del Compromiso, sin embargo, a manera de síntesis se ha mencionado su función dentro de la teoría de la valoración por ser parte de la misma, y se pueda obtener una idea general de lo que propone la teoría, la cual se ha tomado como base para realizar la detección de expresiones de actitud, cuyo enfoque conceptual se discute a continuación.

2.3. Expresiones de actitud

No existe una definición única de lo que se considera una expresión de actitud, ya que mientras algunos autores la definen como aquella *pieza de texto expresando algún tipo de apreciación* [4], otros autores la define como una *unidad textual expresando una postura evaluativa hacia algún objeto*, donde una una expresión de actitud tiene tres principales

componentes: una *actitud* (la cual toma una postura evaluativa sobre un objeto), un *objeto* (el objeto sobre el que recae la actitud) y una *fuente* (la persona que adopta la postura) que esta implicada [2].

Se puede observar que ambas definiciones son relativamente similares. Sin embargo, al ser más descriptiva, se adoptará la definición de [2] como la adecuada para la presente investigación. Por lo que se ha denominado expresión de actitud a aquella estructura sintáctica conformada por distintos elementos gramaticales entre los cuales se encuentran aquellos que denotan algún tipo de actitud sobre alguna entidad (persona, objeto, hecho, etc.), pudiendo ser esta actitud de acuerdo a la teoría de la valoración en un sentido de afecto, juicio o apreciación, por ejemplo:

"Las habitaciones eran limpias y cómodas"

En este caso la expresión anterior, denotaría una opinión de apreciación de acuerdo a la teoría de la valoración y además esta expresión se puede observar que es positiva.

De acuerdo entonces a la definición de Bloom en [2], dentro de las expresiones de actitud se podrían encontrar los siguientes elementos:

- *Autor*: En este caso será el autor de la crítica.
- *Actitud*: Es la evaluación (de acuerdo a la teoría de la valoración) que el autor emite sobre alguna entidad.
- *Objeto*: Es la entidad sobre quien recae la evaluación o valoración emitida.

Sin embargo, se pueden encontrar un gran número de expresiones dentro de un texto, de acuerdo al tipo de texto, donde el *autor* de la expresión o el *objeto* sobre el que recae la opinión no se mencionan explicitamente dentro de todas las expresiones presente en dicho texto, ya que se presentan distintos casos en donde el autor puede adoptar una postura narrativa si la naturaleza del texto así lo amerita, por lo que en este caso la expresión estaría carente del *autor* y por otro lado también podría dar por hecho que de forma implicita los lectores del documento pueden saber cual es el objeto sobre el que emite la opinión, lo que en este caso el *objeto* sobre el que recae la opinión no estará presente en la expresión de actitud analizada.

Un ejemplo de este tipo de peculiaridades se muestra en la expresión de actitud ejemplificada anteriormente, donde se puede observar que la expresión carece en este caso de el autor de la expresión, ya que si bien se encuentran presentes los elementro del objeto y la actitud, implicitamente se entiende que el autor de la expresión es quien precisamente escribo el texto.

Por lo tanto no existe una norma o regla sobre los los elementos que deben de tener las expresiones de actitud, sin embargo, estas pueden en cierta forma contener o no contener los elementos mencionados anteriormente de acuerdo a la clase o género del texto que las contiene. Finalmente, el detectar este tipo de expresiones permite observar su utilidad y aportación a la tarea de análisis de sentimientos dentro de textos en español, tarea de la cual es importante mencionar sus principales características, las cuales son las que se describen a continuación.

2.4. Análisis de sentimientos

Existen una gran cantidad de recursos que tratan de forma muy detallada los distintos enfoques para realizar análisis de sentimientos, mediante los cuales se puede llegar a tener un conocimiento realmente basto sobre el tema, algunas propuestas presentan varias similitudes en la forma de realizar el análisis, y otras adoptan diferentes métodos o técnicas; pero todos se basan sobre los mismos principios teóricos. Dentro de esta sección se mencionaran dichos principios y los aspectos de la teoría del análisis sobre los que se basa la presente investigación.

El **análisis de sentimientos** es el área de estudio que analiza las opiniones, sentimientos, apreciaciones, actitudes y emociones que los individuos tienen sobre entidades, tales como productos, servicios, organizaciones, eventos, incluso sobre otras personas, distintos temas y sus correspondientes atributos, aspectos o características.

En su caso base el análisis de sentimientos pretende detectar la polaridad (positiva o negativa) de las opiniones, comentarios, frases y de forma general en textos. Pero teniendo en cuenta el amplio campo de aplicación, lo primero es, establecer el contexto del análisis, y posteriormente definir las métricas y los criterios clave que serán evaluados por dichas métricas. Dentro del análisis de sentimientos, usualmente se suele seguir un método de

trabajo, que consiste de dos pasos: **identificar** (tópicos, frases de opinión, expresiones de actitud) y **clasificar** (oraciones, documentos).

Para comprender de forma más clara el estudio sobre el análisis de sentimientos, es necesario dejar claros conceptos clave, lo cuales de manera breve se definen a continuación:

- **Documento**: Un documento (D) es una pieza de texto escrita en lenguaje natural. Un documento tiene que contener al menos un tópico, sin embargo todos los tópicos dentro del documentos están necesariamente relacionados entre ellos.

- **Tópico**: Un tópico (T) es denominado como una entidad, evento, o concepto abstracto que es descrito dentro de un documento D. Habitualmente, una fuente de información especializada (blog, revista, sitio web, etc.) trata sobre algún tópico en general (tecnología, política, cine, etc.) y suele publicar mucho más material sobre ese tópico en general, que alguien que no está especializado en el tema. Tener la capacidad de identificar los tópicos específicos dentro del tópico general, es vital para que el análisis de sentimientos sea posible, ya que por lo general los sentimientos se encuentran dentro de ellos.

  Por ejemplo, los tópicos específicos podrían estar dados por: la reseña un producto, la crítica de una película, la evaluación de un gobernante, o cualquier otro concepto que sea de interés personal.

- **Sentimiento**: Un sentimiento (S) es la actitud, opinión, o emoción que el autor de dicho sentimiento expresa sobre algún tópico T. Los sentimientos son expresados a través del lenguaje natural, pero en algunos casos pueden ser interpretados numéricamente o en algún otro tipo de escala para facilitar su procesamiento y análisis.

  De manera general se puede decir que el conjunto de emociones que pueden manifestar los humanos es bastante amplio, por lo que realizar una selección de las emociones básicas resulta una tarea difícil, dentro de dicha selección se han realizado distintas propuestas, sin embargo, la mayoría de los autores acepta una simple representación de sentimientos de acuerdo a su polaridad.

- **Polaridad del sentimiento**: La polaridad de un sentimiento es el nivel dentro de una escala de evaluación que dependerá de la evaluación positiva o negativa

que tiene el emisor del sentimiento. Lo que permitirá utilizar una sola dimensión o valor, y simplificar la representación y manejo de la información del sentimiento.

Aunque en casos específicos comienza a ser necesario conocer no únicamente la polaridad, sino el tipo de actitud de la emoción (afecto, juicio, apreciación) con la que se expresó el sentimiento, así como la gradación (intensidad) de dicho sentimiento.

2.4.1. Aplicaciones del análisis de sentimientos.

Las opiniones son parte central de las actividades que desarrollamos día a día, debido a que son importantes valores de influencia de nuestros comportamientos, ya que casi siempre que necesitamos tomar una decisión, deseamos conocer la opinión de los demás. De igual forma, empresas y organizaciones siempre quieren conocer la opinión de los consumidores o público acerca de sus productos y servicios. En contra parte los consumidores también desean conocer las opiniones de otros usuarios sobre algún producto antes de comprarlo, y otras opiniones sobre candidatos políticos antes de emitir su voto en una elección política. Cuando una organización o empresa necesita conocer la opinión de los consumidores o público realiza sondeos, encuestas, estudios de grupo, etc. Además, es sabido que la adquisición de las opiniones por parte de los consumidores ha sido por largo tiempo un negocio muy rentable para realizar tareas de marketing, relaciones públicas, y campañas políticas.

Con el exponencial crecimiento de lo que se ha denominado "Social-media" en la Web, individuos y organizaciones han incrementado gradualmente el uso de esa información para tomar decisiones. Por mencionar un ejemplo, si alguien desea adquirir un producto, no se limita únicamente a pedir la opinión de amigos o familiares, sino que cuenta con la posibilidad de obtener una gama de opiniones de sitios en la Web, donde muchos otros consumidores han criticado o evaluado dicho producto. Por otro lado, para una organización o empresa, puede significar no tener que hacer grandes gastos en encuestas o estudio de grupos para conocer la opinión sobre sus productos o servicios, ya que existe abundante información públicamente disponible. Sin embargo, el descubrimiento y el monitoreo de sitios de opinión dentro de la Web, además de realizar el filtrado de la información que realmente es de relevancia, resulta una gran tarea debido a la proliferación de diversos sitios, donde cada sitio contiene por lo general una gran cantidad de contenido de opinión que no siempre es fácil de detectar; al menos para una persona que es un lector promedio

sería de una dificultad considerable identificar sitios relevantes, extraer y procesar las opiniones que en ellos se encontraran, por lo que sistemas automatizados para realizar análisis de sentimientos son necesarios.

Debido a que las actividades de la industria han prosperado y se han incrementado en ese aspecto en los años recientes. El análisis de sentimientos se ha propagado a casi todos los dominios posibles, desde productos de consumo, servicios, cuidado de la salud, y servicios financieros hasta eventos sociales y elecciones políticas.

2.4.2. Principales enfoques del análisis de sentimientos.

Aunque el análisis de sentimientos ha sido estudiado desde hace tiempo atrás, la investigación se incrementó notablemente con la introducción de métodos basados en aprendizaje automático, por lo que ha sido el principal enfoque para enfrentar los retos que implica, aunque otros enfoques han sido también utilizados, tales como el estadístico, el semántico y diccionarios [9].

Es importante mencionar que el desempeño de los métodos de aprendizaje automático depende en gran medida de la calidad y cantidad de los datos de entrenamiento. En este sentido Goldberg y Zhu en [7], han hecho una propuesta que consiste en implementar una técnica semi-supervisada de aprendizaje automático sobre un grafo de ambos datos, etiquetados y sin etiquetar.

El procedimiento de aprendizaje automático se puede describir de manera general a través de los siguientes pasos. Primero un conjunto de datos de entrenamiento es obtenido, el cual puede ser marcado con etiquetas de sentimiento (aprendizaje supervisado), o no (aprendizaje no supervisado). Segundo, cada documento es representado como un vector de características. Tercero, un clasificador es entrenado para distinguir entre etiquetas de sentimiento mediante el análisis de las características relevantes. En la siguiente sección se reforzará el concepto de aprendizaje automático, de modo que por el momento bastará con haber explicado su funcionamiento general.

Otro enfoque que ha tenido gran aceptación dentro del análisis de sentimiento es el de uso de diccionarios, este concepto se basa en la utilización de un diccionario pre-construido que contiene palabras con distintas polaridades de opinión. Muchos trabajos existentes

explotan esos recursos principalmente para la identificación de palabras en sentido de opinión, aunque investigaciones recientes muestran que es posible usar los resultados de polaridad directamente, proporcionando un valor de sentimiento [6, 12, 18]. La polaridad de una oración o un documento en este caso es usualmente determinada calculando el promedio general en base a la polaridad de cada palabra.

Por ejemplo, la mayoría de los métodos que utilizan diccionarios, agregan la polaridad de una oración o documento, y computan el sentimiento resultante utilizando algoritmos basados en reglas [20]. Herramientas más sofisticadas extraen sentimientos utilizando métodos avanzados que aprovechan las características específicas del dominio, patrones en las oraciones de opinión y etiquetas en partes del discurso.

Las funciones de pesado pueden ser definidas estáticamente para cada sentencia o computadas dinámicamente, con respecto a la posición de la palabra de enfoque. Estas funciones se representan usualmente como "ventanas" alrededor de la palabra de enfoque (palabra a analizar) donde se toma en cuenta también el sentimiento de las palabras vecinas. Así, por ejemplo, una función de pesado puede tener el valor de 1 para dos o tres palabras alrededor de la palabra de enfoque, y 0 en otro caso.

Como ya se mencionó, el principal enfoque utilizado dentro del análisis de sentimientos es el aprendizaje automático, y aunque se ha mencionado de una forma general, es necesario detallar las características, propiedades y ventajas de su implementación.

2.5. Aprendizaje automático

El campo del aprendizaje automático abarca por sí mismo un área de investigación bastante amplia, de la cual existen recursos y material suficientemente especializado que tratan sobre casos particulares y brindan una excelente información sobre el tema. De modo que esta sección se enfoca en dar a conocer los paradigmas del aprendizaje automático sobre los que está basada la presente investigación, así como de explicar de forma general los principios teóricos del aprendizaje automático.

2.5.1. Conceptos generales

El principal objetivo del aprendizaje automático, dicho de manera simple, es el de que la computadora tenga la capacidad de realizar de forma correcta y automática un aprendizaje por medio del cual pueda ser capaz de solucionar por sí sola, problemas que requieren de ciertas habilidades, además de mero cálculo. Por lo que es necesario indicarle a la computadora que es lo que debe de aprender, de qué forma y de dónde lo aprenderá, así como el objetivo a cumplir, y el tipo de resultado que se espera obtenga. Una de las opciones más viables para brindar este aprendizaje, es basarse en la experiencia, es decir en datos históricos que pueden haber sido producidos por un experto humano, o mediante la recopilación de distintas fuentes confiables de información [1].

En este sentido, una aplicación importante del aprendizaje automático es la posibilidad de realizar clasificación, donde el objetivo es poder clasificar un objeto o entidad dentro de las diversas categorías o clases especificadas. Así, existen dos grandes categorías que abarcan de distinta forma el problema de la clasificación, las cuales se dividen en clasificación no supervisada y clasificación supervisada.

La **clasificación no supervisada** también es conocida como "*clustering*", y enfoca la clasificación como el descubrimiento de las clases del problema. De tal forma que los objetos vienen definidos dentro de un vector de características, sin que se conozca la clase a la que pertenece cada uno de ellos. Por lo que básicamente, el objetivo de la clasificación no supervisada es el descubrimiento de grupos de objetos cuya semejanza entre sus propiedades o características es la que determina a las distintas clases del problema.

La **clasificación supervisada**, la cual es el enfoque utilizado para la presente investigación; parte de un conjunto de objetos descritos por un vector de características y además define la clase a la que pertenece cada uno de ellos, a este conjunto de objetos de los cuales se conoce su clase, se les conoce como conjunto de entrenamiento o conjunto de aprendizaje, así, tomando como base éste conjunto la clasificación supervisada construye un modelo o regla general que se utilizará para clasificar nuevos objetos de los cuales no se conozca su clase, los cuales reciben el nombre de conjunto de prueba. Para poder crear éste modelo dentro de la clasificación supervisada existen distintos paradigmas que pueden ser usados y de los cuales se hablará posteriormente [1].

La clasificación supervisada ha sido utilizada en un sinfín de problemas de distinta índole, tales como reconocimiento de caracteres, diagnóstico de enfermedades, predicciones del mercado bancario, detección de anormalidades en los genes, procesamiento de imágenes digitales, etc.

Dentro de la clasificación, pueden presentarse dos cuestiones completamente diferentes, que muestran los diferentes niveles de complejidad del problema. Por un lado se puede presentar un escenario donde las distintas clases que determinan el problema sean "*separables*". Esta situación puede presentarse, por ejemplo, cuando todos los objetos que presentan las mismas características pertenecen a la misma clase, en este caso se trata de lo que se conoce como problema degenerado o sin ruido. Por otro lado, existen problemas con un mayor grado de complejidad en los que las diferentes clases se dice que "*no son separables*", y esto se presenta cuando dos o más objetos con las mismas características pertenecen a clases distintas. Éste último caso es el que se presenta con mucha mayor frecuencia en problemas de la vida cotidiana y se denominan problemas con ruido.

Otro punto de suma importancia a tener en cuenta dentro del campo de la clasificación, es el de los diferentes criterios para la evaluación de los clasificadores. Al momento de evaluar la "bondad" de diferentes clasificadores, se pueden adoptar distintos criterios de evaluación, tales como:

- La ***tasa de error*** que muestra el porcentaje de objetos nuevos de los cuales no se sabe su clase y que no es capaz de clasificar bien el clasificador.
- La ***rapidez*** con la que el clasificador construye el modelo o con la que clasifica objetos nuevos.
- La ***simplicidad del modelo*** puede utilizarse como criterio de evaluación entre clasificadores. Dentro del concepto de simplicidad de los modelos de clasificación, en la estadística se tienen el criterio de Occam y dentro del aprendizaje automático el criterio de KISS, ambos permiten elegir el modelo más simple cuando se comparan modelos con la misma tasa de error.

Determinar la bondad de un clasificador, a lo que se le conoce también como *validar*, servirá para medir su capacidad de predicción al momento de tener que clasificar nuevas instancias. Por lo cual habitualmente se suele realizar la validación basándose en la tasa

de error del clasificador, la cual es la medida más habitual de representar el éxito del clasificador [1], donde se entiende como error a una clasificación incorrecta, representado este concepto a través de la siguiente formula:

$$\textbf{\textit{Tasa de error}} = \textit{número de errores / número total de casos}$$

En este sentido, una **matriz de confusión** permite observar, mediante una tabla de contingencia la distribución de los errores cometidos por un clasificador a lo largo de las distintas categorías del problema. En dicha tabla se muestra la variable derivada de la clasificación precedida por el clasificador con la variable que guarda la verdadera clasificación.

Un ejemplo de una matriz de confusión para el caso de una clasificación que solo contiene dos clases sería la que se muestra en la tabla 2.4.

En dicha matriz podemos observar lo siguiente:

1. π_0 denota la probabilidad a priori de la clase *Bueno*.
2. π_1 denota la probabilidad a priori de la clase *Malo*: $\pi_1 = 1 - \pi_0$.
3. p_0 indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase *Bueno*.
4. p_1 indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase *Malo*: $p_1 = 1 - p_0$.
5. N denota el total de casos clasificados ($N = a + b + c + d$).

		Clase Verdadera		
		Bueno (+)	*Malo (-)*	
Clase Predicha	*Bueno (+)*	a	b	p_0
	Malo (-)	c	d	p_1
		π_0	π_1	N

TABLA 2.4: Matriz de confusión para dos clases.

Además se puede obtener información que resulta útil para comprender la distribución y naturaleza de los errores cometidos por el clasificador, como puede ser:

- **Sensibilidad**: $Se = a/(a+c)$, proporción de verdaderos positivos.
- **Especifidad**: $Es = d/(b+d)$, proporción de verdaderos negativos.
- Proporción de **falsos positivos**, $c/(a+c)$.
- Proporción de **falsos negativos**, $b/(b+d)$.

Otros conceptos que es importante tener en cuenta dentro de la validación son la tasa de error verdadera y la tasa de error aparente. Se conoce como **tasa de error verdadera (TEV)** a la probabilidad de que el modelo construido clasifique incorrectamente nuevos casos no utilizados en su construcción, donde el objetivo de la validación se centra en realizar una estimación lo más honesta posible. Mientras que la **tasa de error aparente (TEA)** es la tasa de error obtenida por el clasificador al momento de clasificar las instancias utilizadas durante su construcción, y en comparación con la tasa de error verdadera se puede decir que es demasiado optimista, ya que dichas instancias suelen adaptarse mejor al modelo que aquellas instancias nuevas que no fueron utilizadas en su construcción, a este fenómeno se le conoce como "*overfitting*" o sobre-entrenamiento [1].

Existen distintos métodos de validación, de forma breve a continuación se explicará de manera general el funcionamiento de los principales métodos.

El **método H (Holdout)** particiona el grupo de instancias en dos grupos: uno de entrenamiento y otro de prueba. El grupo de entrenamiento se utiliza para crear el modelo de clasificación, mientras que el de prueba es utilizado para estimar la tasa de error verdadera. Usualmente se designan dos terceras partes del conjunto total de instancias para entrenamiento y el resto para prueba.

El método de **remuestreo** o "*random subsampling*" se puede decir que es una generalización del método H, ya que éste último se realiza múltiples veces sobre distintas particiones independientes del grupo de entrenamiento y prueba, para finalmente obtener la tasa de error a partir de la media de las tasas de error obtenidas en los diferentes experimentos.

El método de **validación cruzada** o "*Cross-Validation*", se basa igualmente en el método H. En la validación cruzada se realiza la partición del conjunto de casos en K subconjuntos de aproximadamente el mismo tamaño, donde $K-1$ subconjuntos constituyen el grupo de entrenamiento y el restante será el grupo de prueba. Al repetir el proceso K

veces sobre las distintas combinaciones de $K-1$ subconjuntos para entrenar y el restante grupo para probar; será la media de las tasas de error de dichos subconjuntos de prueba es la que se utilizara como estimación para obtener la tasa de error verdadera. Tomando en cuenta la relevancia del parámetro K dentro de éste método, se le suele denominar validación cruzada de K pliegues (K-*fold Cross Validation*) [1].

Al igual que existen diferentes métodos de validación, existe una diversidad de técnicas que se pueden emplear para la construcción del modelo de clasificación, sin embargo, la elección de una técnica a implementar deberá de ser acorde a las necesidades específicas de cada problema. Hay información suficientemente detallada sobre las diferentes técnicas, métodos y herramientas para la construcción de un modelo de clasificación, la cual está disponible en distintas referencias especializadas.

De esta forma, hasta este momento se han expuesto los principios teóricos sobre los que se basa la presente investigación, con la intención de que los conceptos usados en los posteriores capítulos sean asimilados y comprendidos de forma clara.

Capítulo 3

Estado del arte.

En este capítulo se describen brevemente las diferentes investigaciones que se han realizado recientemente dentro del área de análisis de sentimientos, ya que es importante conocer los avances que se han obtenido para poder aprovechar o mejorar las aportaciones que dichas investigaciones puedan ofrecer.

3.1. Trabajos relacionados.

Aunque los estudios sobre el campo de análisis de sentimientos, se consideran relativamente recientes ya que comenzaron principalmente cerca del año 2000, existen investigaciones anteriores a esa fecha, que ya trabajaban sobre la interpretación de las metáforas, adjetivos de sentimiento, subjetividad, puntos de vista y afectos (Hatzivassiloglou y McKeown, 1997; Hearst, 1992; Wiebe, 1990; Wiebe, 1994; Wiebe, Bruce and O'Hara, 1999) [9].

Taboada y Grieve [16] emplean un método para clasificar automáticamente texto, basado en su contenido subjetivo. Emplean un método estándar para calcular la orientación semántica, y amplían esta orientación poniendo una mayor atención a ciertas partes del texto, primero fijan 4 puntos dentro de la estructura del texto la cual dividen en inicial, media y final, en cada punto, las palabras tendrán un peso distinto, siendo éste mayor en la parte central y final del texto. De este modo es posible establecer un peso a cada adjetivo. Además se utiliza la teoría de la valoración para establecer valores a

cada adjetivo, en donde, utilizando el peso y el valor de la valoración de cada adjetivo y obteniendo un promedio general, es posible obtener la orientación semántica del texto analizado.

Los resultados obtenidos muestran que es una manera simple y funcional de obtener la orientación semántica de un texto, sin embargo, el funcionamiento de este método depende del tipo de contenido que se tenga que analizar, de modo que no se puede aplicar de forma general.

Casey, Navendu y Shlomo en [4] implementan un método basado en extraer y analizar grupos de valoración o sintagmas adjetivales tales como "muy feliz", o "no muy feliz". Se consideran a los sintagmas adjetivales como grupos coherentes de palabras que expresan juntas una actitud en particular, que tienen como núcleo o palabra de mayor jerarquía a un adjetivo (tal como bonito, grande, divertido, tedioso, etc.) y opcionalmente modificadores (tales como muy, bastante, no, etc.). Basándose en la teoría de la valoración obtienen la taxonomía (actitud, gradación, orientación y polaridad) de los atributos de estos grupos. Posteriormente construyen un léxico utilizando técnicas semiautomáticas, reuniendo y clasificando 1329 adjetivos y modificadores. Entonces los sintagmas adjetivales son extraídos del texto heurísticamente y los valores de sus atributos computados de acuerdo al léxico obtenido previamente. Por último los documentos son representados como vectores multidimensionales que contienen la frecuencia relativa de las características de los grupos y un algoritmo de maquinas máquinas de soporte vectorial (MSV) es utilizado para aprender a realizar una clasificación de dichos grupos.

En los resultados se observa que utilizando los grupos de valoración en conjunto con la representación de bolsa de palabras y realizando la clasificación mediante MSV, el porcentaje de la precisión en la clasificación alcanza porcentajes muy buenos. Pero un inconveniente al utilizar bolsa de palabras es que dependiendo el tamaño del texto analizado, el vector que contiene la frecuencia de las palabras puede crecer de manera considerable, con lo que se ve afectada la velocidad en el procesamiento de los datos.

Otro enfoque es el que presentan Missen y Boughanem en [12], donde se basan en el uso de relaciones semánticas de *WordNet*[1] para realizar la detección de opinión en blogs. El método que emplean procesa los textos analizados a un nivel de oración usando diferentes relaciones de similitud semántica de *WordNet* entre las palabras de la oración analizada.

[1] http://wordnet.princeton.edu

Proponen que es mejor centrarse en analizar aquellas oraciones que se enfocan en el tema de opinión, en lugar de analizar el texto completo, además de que un documento que contiene dos o tres frases sobre el tema de interés nunca puede ser mejor que un documento que hable específicamente de él.

El análisis del texto se realiza utilizando 6 componentes (o métodos de evaluación) que evalúan distintas características del texto, y éstas son: subjetividad del término, emotividad, reflexividad, direccionalidad, frases comunes de opinión, y la asociación del tema de interés con la opinión emitida. Este último componente, que es la parte primordial del estudio, lo realizan ideando un método donde calculan la relación semántica entre una oración y la palabra analizada (dentro de la oración) utilizando el léxico de *WordNet*, el cual cubre tres propósitos: (1) Identificar las palabras compuestas dentro del documento utilizando el conjunto de palabras compuestas de *WordNet*, (2) Para resolver las ambigüedades de significado contextual de las palabras utilizando "el brillo" (definición) de los conceptos que ofrece *WordNet*, (3) Encontrar la semejanza semántica entre las palabras de la oración y la palabra analizada utilizando la relación semántica de los significados de la palabra, esto lo hacen contando el número de nodos a lo largo de la ruta más corta entre los significados en las jerarquías ISA[2] de *WordNet*.

Finalmente para cada componente se calcula su puntaje dentro del documento mediante una fórmula específica, entonces finalmente se obtiene un puntaje global que determina la relación semántica y la opinión del documento.

Dentro del idioma español una propuesta interesante se muestra en [11], donde utilizan dos métodos clasificatorios, los cuales son MSV y clasificador Bayesiano ingenuo. Para la experimentación utilizan un corpus en español de críticas de cine, el cual está compuesto de un resumen de cada crítica y la crítica en sí misma. De este corpus, forman tres corpora: (1) compuesto únicamente por los resúmenes, (2) compuesto solo por las críticas, y (3) construido tanto por los resúmenes y las críticas. A estos tres corpora se les aplica un pre-procesado, variando además distintos parámetros como la utilización de palabras vacías y truncadas, así como establecimiento de un esquema de pesado, el cual puede ser por: Frecuencia de Término-Frecuencia Inversa de Documento (*Term Frequency-Inverse Document Frequency* TF-IDF), Frecuencia de término (*Term Frequency* TF), Número

[2]Es la relación más frecuente entre los synset (conjuntos de sinónimos que componen WordNet)

de ocurrencia (*Term Occurrences* TO) u Ocurrencia binaria (*Binary Term Ocurrences* BTO). Una vez que el texto a analizar ha sido procesado, se crea un vector que represente todas las palabras dentro del texto analizado, es decir se crea una bolsa de palabras y posteriormente se realiza la clasificación utilizando dicho vector, al cual se le aplica cualquiera de los dos métodos clasificatorios. Se observa que la mejor clasificación se obtiene utilizando el método clasificatorio de MSV sobre el corpus que contiene las críticas y los resúmenes considerando palabras vacías y sin truncar.

Dentro del enfoque hacia las redes sociales en [10] se enfocan en la detección de la polaridad de los *"tweets"* o comentarios dentro de la red social Twitter[3]. El objetivo principal de la investigación es el de crear un corpus de *tweets* en español y su posterior aplicación para entrenar un clasificador automático capaz de detectar la polaridad de *tweets*. Para ello, hacen uso de la API search que brinda Twitter para poder realizar una descarga programada de *tweets* en base a un tema o consulta en específico, para este caso toman como positivos aquellos tweets que contienen el emoticon ":)" y como negativos aquellos que contienen el emoticon ":(". Con estos criterios logran formar un corpus de 34,634 *tweets* de los cuales el 50 % son positivos y el otro 50 % son negativos.

Para cada uno de los *tweets* se eliminan características propias de ellos, las cuales no son relevantes para determinar su polaridad, tales como: los *retweets*, las menciones, los enlaces y los *hashtag*. Además el texto es filtrado para eliminar retornos de carro, *emoticons* opuestos o con sentimiento no definido, letras repetidas, y la expresión de risa es normalizada.

Una vez que el corpus se encuentra listo para ser utilizado, se emplean cuatro métodos para establecer los vectores de palabras, los cuales son: TF-IDF, TF, TO, y BTO; y tres algoritmos de aprendizaje automático para realizar la clasificación: MSV, regresión logística (RL), y clasificador Bayesiano ingenuo; en todos los casos, utilizando validación cruzada y en combinación con el uso de palabras vacías y sin truncar. Después de realizar los distintos experimentos, el mejor resultado es el que presenta la utilización de TF utilizando el algoritmo MSV y extracción de palabras truncadas, logrando una precisión en su caso base de hasta el 74.29 %, y con datos tratados anteriormente alcanzan una precisión mayor al 90.0 %.

[3] http://www.twitter.com

Hasta el momento se han mencionado solo algunos trabajos desarrollados dentro del enfoque relacionado con la presente investigación, pero sin lugar a dudas existe una gran cantidad de investigaciones realizadas desde distintos enfoques, pero la intención ha sido hacer mención de aquellos que han influido durante la elaboración del presente trabajo.

Capítulo 4

Diseño y Desarrollo del Sistema

El objetivo de este capítulo es mostrar el diseño, desarrollo y funcionamiento del sistema resultante de la presente investigación. Inicialmente se ilustra el enfoque propuesto describiendo de forma muy general las tareas a realizar por el sistema, para posteriormente especificar los recursos léxicos utilizados y finalmente se expone de forma más detallada el funcionamiento del sistema. Es conveniente mencionar que el desarrollo del trabajo se llevó a cabo en dos etapas. Primero se diseño y mejoró el algoritmo para detectar las expresiones de actitud dentro de textos en español y despues se implementó un modelo de clasificación para que una vez detectadas las expresiones, éstas puedan ser utilizadas para determinar la polaridad del texto que fue analizado.

4.1. Enfoque propuesto

Las tareas a realizar por el sistema se muestran de forma simple en el diseño conceptual que se observa en la Figura 4.1.

Figura 4.1: Diseño conceptual

En el diagrama se puede observar de forma muy general la secuencia de las tareas a realizar por el sistema, las cuales son: primero teniendo un documento fuente, el cual es el que se desea analizar, se lleva a cabo un preprocesamiento del mismo, donde se realiza la eliminación de elementos innecesarios del texto. Posteriormente, empleando el método desarrollado para el analizar el texto y en conjunto con los recursos descritos más adelante, se puedan detectar las expresiones de actitud presentes en el texto. Para finalmente, obtener un *documento clasificado* de acuerdo a su polaridad (positiva o negativa) y además evaluado dentro de cada tipo de actitud (afecto, juicio, apreciación) de acuerdo a la teoría de la valoración.

Y debido a que un elemento importante al momento de detectar y analizar las expresiones de actitud son precisamente los recursos léxicos utilizados, es adecuado entender como estan estructurados previo a describir como es que se llevan a cabo cada una de las tareas anteriormente mencionadas.

4.1.1. Recursos léxicos utilizados

Para realizar el análisis de texto se hace uso de cuatro recursos léxicos, los cuales son los descritos a continuación:

- **Diccionario de palabras de actitud**: Diccionario creado por Hernández et al. descrito en [8], el cual contiene 3,005 palabras entre adjetivos, verbos y sustantivos, a cada una de ellas esta asociado un vector que contiene cinco entradas numéricas que representan un rango de polaridad positiva, un rango de polaridad negativa, un rango de actitud de afecto, un rango de actitud de juicio y un rango de actitud de apreciación.

  Estos valores de acuerdo a la teoría de la valoración representan el nivel de polaridad (positiva o negativa) y el tipo de actitud (afecto, juicio o apreciación) de cada palabra del diccionario.

  De tal modo que el valor máximo que se asigna a cada rango es 2, lo que indica que la palabra contiene completamente la actitud o polaridad del elemento del vector que tenga dicho valor; cuando el valor contenido es 1, la referencia a la actitud o polaridad es de forma media y cuando el valor es 0 significa que no contiene dicha actitud o polaridad.

Un ejemplo del modo en que se encuentran almacenadas las palabras dentro del diccionario es el siguiente:

palabra	*valores*
odiar	**0|2|2|0|0**
	(pos|neg|afe|jui|apre)

En el ejemplo se observa que la palabra *odiar* contiene un valor de 2 para el rango de polaridad negativa, un valor de 2 para el rango de afecto y el valor de 0 para los demás rangos o entradas del vector correspondiente a esa palabra. Ésto signica que dentro del diccionario la palabra *odiar* es una palabra que denota una polaridad totalmente negativa y denota una actitud completamente de afecto.

Es de esta forma en que los valores del vector de cada palabra serán tomados en cuenta al analizar las expresiones de actitud para poder determinar la polaridad y el tipo de actitud (afecto, juicio o apreciación) presente en el documento analizado como se mostrará mas adelante.

- **Diccionario de palabras de actitud extendido**: Contiene 5,721 palabras almacenadas, de las cuales 3,005 son tomadas del diccionario mencionado anteriormente y 2,716 fueron extraídas del diccionario descrito en [15].

  La estructura de este recurso es similar al primer diccionario donde a cada palabra se le asocia un vector de cinco entradas, con la diferencia de que mientras que las palabras tomadas del primer diccionario contienen valores establecidos para los cinco rangos (pos, neg, afec, jui, aprec), para el conjunto de palabras extraídas del segundo diccionario se estableció inicialmente un valor de 0 para los rangos de afecto, juicio y apreciación, debido a que estas palabras solo se encontraban clasificadas como positivas o negativas.

  Por lo tanto, si bien este segundo conjunto de palabras no apoyará en la detección del tipo de actitud presente en las expresiones, si lo hará al momento de determinar la polaridad de la expresión. Sin embargo, es importante mencionar que de dicho conjunto de 2,755 palabras, se ha realizado en esta investigación el etiquetado manual de 1,300 palabras en sus valores para los rangos de actitud, de tal forma que sean de utilidad para determinar también el tipo de actitud y no solo la polaridad.

- **Diccionario de reglas de cambio de polaridad**: Este recursos contiene 35 términos denominados intensificadores o modificadores, que son en su mayoría adverbios que intensifican, decrementan o invierten la fuerza o intención de evaluación de los adjetivos a los que preceden. Éstos adverbios son lo que se utilizan con mayor frecuencia en el idioma español dentro del dominio de la gradación acorde a la teoría de la valoración. En este caso los valores que son asignados a este conjunto de palabras son: "alto", "bajo" o "invertir"

  Un ejemplo del modo en que se encuentran almacenadas las palabras dentro del diccionario es el siguiente:

modificador	*valor*
muy	**"alto"**
poco	**"bajo"**
no	**"invertir"**

  Como se observa, para cada palabra corresponde un valor de acuerdo a cómo puede actuar esa palabra sobre el adjetivo. Así, mientras la palabra *muy* intensificaría la fuerza del adjetivo que precede, la palabra *poco* la decrementaría y la palabra *no* sin un previo análisis invertiría la polaridad del adjetivo.

  Por lo tanto, los valores (alto, bajo, invertir) que tienen las palabras contenidas dentro del diccionario serán utilizados durante el análisis de las expresiones detectadas, tarea que se detalla más adelante. Cabe resaltar que este recurso fue construido dentro de este trabajo.

- **Diccionario de conjugaciones**: Contiene 100 términos los cuales son todas las conjugaciones en las que se pueden encontrar los verbos *ser* y *estar*. Este diccionario, al igual que el mencionado anteriormente fue creado durante esta investigación, ya que se observó que estas palabras son utilizadas comúnmente dentro de textos evaluativos en el idioma español para construir expresiones evaluativas más complejas. Algunos ejemplos de como son empleados estos términos dentro al construir expresiones evaluativas son los siguientes:

  El servicio no ***estuvo*** *bueno.*

  La presentación ***fue*** *un desastre.*

  Los resultados ***estan siendo*** *pésimos.*

Los recursos léxicos ya descritos son utilizados en conjunto dentro de la tarea de detectar las expresiones de actitud dentro del texto y realizar su posterior análisis, de la forma que a continuación se especifica.

4.1.2. Preprocesamiento

Inicialmente, con la intención de poder obtener una adecuada detección de las expresiones de actitud presentes dentro del texto, se realiza un preprocesamiento del mismo, el cual se lleva a cabo de la siguiente manera:

- Primero son eliminados todos los simbolos que no sean alfanuméricos.
- Posteriormente cada opinión es separada por oraciones, las cuales se establece que estan identificadas por un punto y un espacio o salto de línea.
- Finalmente el texto procesado es almacenado en un nuevo archivo con formato utf-8.

El preprocesamiento del texto en este caso resulta fundamental como en la mayoría de las tareas de PLN, debido a que contribuye a disminuir la cantidad de texto a analizar ya que se elimina aquel que se considera de poca relevancia o perjudicial para el análisis, lo que sin duda repercute en el desempeño del método al momento de analizar grandes cantidades de información. Es entonces cuando ya realizada la "limpieza" del texto, éste es analizado con el objetivo de detectar las expresiones de actitud como se describe a continuación.

4.1.3. Detección de expresiones de actitud

Como se comentó en la sección 2.3, una expresión de actitud esta conformada en la mayoría de ocasiones básicamente por tres elementos: el autor, la actitud y el objeto. Partiendo de este esquema, diversos autores como Brody en [3] mencionan que lo más importante al realizar análisis de sentimientos, es poder identificar aquello sobre lo que recae la opinión. Sin embargo, como también se mencionó anteriormente en la sección

2.3 en muchas ocasiones existe un gran número de expresiones de actitud que no necesariamente mencionan de manera explícita el objeto sobre el que se emite la opinión o evaluación ni el autor que emite dicha evaluación, ya que de manera implícita podrían encontrarse descritos a lo largo del texto o incluso no mencionarse.

Por lo que tomando en cuenta estas dos consideraciones, se han subclasificado en este trabajo las expresiones de actitud como aquellas que pueden contener el objeto sobre el que recae la evaluación o pueden no contenerlo y al mismo tiempo se ha limitado el desarrollo del método a tratar de identificar la opinión que se emite pero no así el autor de la opinión detectada. De tal forma, que mediante la propuesta realizada en esta investigación se pueda identificar al mayor número posible de este tipo de expresiones dentro de textos en español. Para ello, a continuación se describe el método utilizado para este fin.

Inicialmente una vez que el texto a sido preprocesado y guardado en un nuevo archivo, como se explicó en la sección anterior, el procedimiento que se realiza es el que se muestra en el Algoritmo 4.1

Si bien el algoritmo muestra de manera detallada el método empleado para extraer las expresiones de actitud, de igual forma se detallan los aspectos relevantes del mismo.

Lo primero que se hace es abrir el archivo preprocesado, el cual es el texto "limpio" sin caracteres especiales y el cual se encuentra separado por oraciones. Posteriormente, se establecen los patrones morfosintácticos, éste paso es fundamental ya que estos patrones serán los que permitirán extraer las expresiones de actitud dentro del texto. Dichos patrones se basan en la categoría morfosintáctica asignada a cada palabra dentro de la oración por el etiquetador. Los patrones utilizados son los que se muestran en la Tabla 4.1

1.	*Determinante + Sustantivo + Adjetivo*
2.	*Determinante + Sustantivo + Adjetivo + Conjunción + Adjetivo*
3.	*Determinante + Sustantivo + Verbo + Adjetivo*
4.	*Determinante + Sustantivo + Verbo + Adverbio + Adjetivo*
5.	*Determinante + Sustantivo + Adverbio + Adjetivo*
6.	*Adjetivo + Sustantivo*
7.	*Adverbio + Adjetivo*
8.	*Adverbio + Adjetivo + Sustantivo*
9.	*Adverbio + Adjetivo + Conjunción + Adjetivo*
10.	*Adverbio + Adjetivo + Conjunción + Adjetivo + Sustantivo*

TABLA 4.1: Patrones morfosintácticos utilizados para la extracción de expresiones de actitud.

Algoritmo 4.1 Extracción de expresiones de actitud.

Entrada: textoEntrada.txt

1: $texto \leftarrow abrir\ textoEntrada.txt$
2: $patron1 = DT + NN + JJ$
3: $patron2 = DT + NN + JJ + CC + JJ$
4: $patron3 = DT + NN + VB + JJ$
5: $patron4 = DT + NN + RB + JJ$
6: $patron5 = JJ + NN$
7: $patron6 = RB + JJ$
8: $patron7 = RB + JJ + NN$
9: $patron8 = RB + JJ + CC + JJ$
10: $patron9 = RB + JJ + CC + JJ + NN$
11: $expresionesDetectadas = [\,]$
12: $indicePalabra = 0$
13: **para toda** oracion en texto **hacer**
14: oracionEtiquetada ← etiquetarPOS(oracion)
15: palabrasEtiquetadas[ ] ← dividir(oracionEtiquetada)
16: **mientras** indicePalabra <= longitud(palabrasEtiquetadas) **hacer**
17: **si** $patron1 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
18: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron1)
19: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron1)$
20: **si no**, **si** $patron2 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
21: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron2)
22: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron2)$
23: **si no**, **si** $patron3 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
24: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron3)
25: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron3)$
26: **si no**, **si** $patron4 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
27: expresioensDetectadas.agrega(expresionActitudPatron4)
28: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron4)$
29: **si no**, **si** $patron5 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
30: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron5)
31: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron5)$
32: **si no**, **si** $patron6 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
33: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron6)
34: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron6)$
35: **si no**, **si** $patron7 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
36: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron7)
37: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron7)$
38: **si no**, **si** $patron8 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
39: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron8)
40: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron8)$
41: **si no**, **si** $patron9 \in$ palabrasEtiquetadas **entonces**
42: expresionesDetectadas.agrega(expresionActitudPatron9)
43: $indicePalabra = indicePalabra + longitud(patron9)$
44: **si no**
45: $indicePalabra = indicePalabra + 1$
46: **fin si**
47: **fin mientras**
48: **fin para**
49: return $expresionesDetectadas$

Estos patrones fueron seleccionados para extraer las expresiones de actitud tomando en consideración el idioma español, ya que se observó que un gran número de opiniones contienen este tipo de patrones, donde una gran número de ellos son empleados para emitir la evaluación dentro de un documento.

Una vez que se seleccionaron los patrones a emplear, el procedimiento realizado para la extracción de las expresiones de actitud basadas en estos patrones, fue el siguiente:

- Cada palabra dentro de la oración es etiquetada en su categoría morfosintáctica

establecida por el etiquetador. Para realizar el etiquetado en español se utilizó el modulo pattern.es, herramienta desarrollada por el grupo de investigación de CLiPS[1], ya que es el que mejor se adecua al método utilizado en este trabajo por el formato del etiquetado, además que ofrece una precisón aceptable en el etiquetado, la cual de acuerdo a sus desarrolladores es al rededor del 92 %.

- Posterior al etiquetado, la oración es dividida en palabras tomando como delimitador un espacio en blanco y entonces las palabras con sus respectivas etiquetas son almacenadas dentro de una lista.

- Hecho lo anterior, se comienzan a analizar las etiquetas de cada palabra dentro de la lista con el objetivo de encontrar los patrones establecidos. Es de relevancia mencionar que dentro de una oración podrían existir estructuras que coincidieran con más de un patron determinado o más de una estructura que coincidiera con el mismo patron. Por lo que el método es capaz de extraer cada expresión existente en una oración siempre y cuando coincida con cualquier patron establecido, sin importar si se encuentra más de una vez.

- Cada vez que una posible expresión es detectada en una oración, se agrega a una lista que contiene todas las expresiones detectadas dentro del texto analizado.

- El proceso entonces se repite para cada oración detectada dentro del texto analizado. Finalmente, cuando se han terminado de analizar todas las oraciones presentes en el texto, entonces se regresa la lista con las expresiones de actitud detectadas para su análisis.

Es importante mencionar que el método descrito es únicamente utilizado para detectar las expresiones de actitud presentes en el texto, sin embargo, no se ha realizado ningún tipo de análisis que permita determinar la polaridad de las expresiones detectadas o del documento en general. Para poder realizar esta tarea, se implementó otro algoritmo que permite la identificación del tipo de actitud (afecto, juicio, apreciación) y de polaridad (positiva, negativa) de la mayoría de las expresiones de actitud detectadas en el texto, el cual se detalla a continuación.

[1] http://www.clips.ua.ac.be/pages/pattern-es

4.1.3.1. Análisis de las expresiones de actitud detectadas

Una vez que se han detectado las posibles expresiones de actitud dentro del texto, éstas son analizadas individualmente de forma más detallada. Para efectuar este proceso, se utilizan los recursos léxicos descritos anteriormente con el objetivo de poder identificar dentro de cada expresión si existen palabras que denoten algún tipo de actitud (utilizando el diccionario de actitud) y si existen modificadores que afecten el nivel de la fuerza de actitud sobre el término que influyen (utilizando el diccionario de reglas de polaridad). La implementación de este análisis se realizó como se detalla en el Algoritmo 4.2 mostrado más adelante.

Sin embargo, previo a describir cómo son analizadas las expresiones detectadas, es necesario pormenorizar un aspecto relevante del trabajo realizado, el cual es, cómo es que el texto será representado para que utilizando un modelo de aprendizaje automático pueda ser clasificado como positivo o negativo, lo que resulta fundamental para la tarea que se realizará posteriormente, que es el análisis de sentimientos; además esta explicación ofrecerá un mejor entendimiento del proceso del análisis de las expresiones detectadas.

La forma que se ha elegido para representar el texto en este trabajo muestra un enfoque de cierta forma novedoso, ya que a diferencia de propuestas tradicionales como las utilizadas en [4][11], donde hacen uso de enfoques comúnmente usados como lo es representación vectorial (bolsa de palabras). Lo que en este trabajo se propone es la utilización de un solo vector de ocho entradas para representar el texto analizado para su posterior clasificación. Es decir, que de acuerdo a los valores que tenga en sus respectivas entradas dicho vector, el texto podrá ser clasificado como positivo o negativo por el modelo de clasificación implementando. Y como se comentó anteriormente, ya que se ha tomado como base la Teoría de la Valoración, el texto también podrá ser evaluado de acuerdo al tipo de actitud predominante (afecto, juicio y apreciación) utilizando el mismo vector de ocho entradas.

El vector utilizado para la representación del texto es el que se muestra en la Figura 4.2

Positivo	Negativo	AfectoPos	AfectoNeg	JuicioPos	JuicioNeg	ApreciacionPos	ApreciacionNeg
0	0	0	0	0	0	0	0

FIGURA 4.2: Vector de representación del texto

Cada una de las entradas del vector representa un valor acorde al diccionario de actitud descrito anteriormente en la Sección 4.1.1, cuyos valores son los que se explican a continuación:

- *Positivo:* Contiene un valor que representa el nivel de polaridad positiva de los términos con esta polaridad encontrados en el texto.
- *Negativo:* Contiene un valor que representa el nivel de polaridad negativa de los términos con esta polaridad encontrados en el texto.
- *AfectoPos:* Contiene un valor que representa el nivel de afecto con polaridad positiva de los términos pertenecientes a la categoría de afecto encontrados en el texto.
- *AfectoNeg:* Contiene un valor que representa el nivel de afecto con polaridad negativa de los términos pertenecientes a la categoría de afecto encontrados en el texto.
- *JuicioPos:* Contiene un valor que representa el nivel de juicio con polaridad positiva de los términos pertenecientes a la categoría de juicio encontrados en el texto.
- *JuicioNeg:* Contiene un valor que representa el nivel de juicio con polaridad negativa de los términos pertenecientes a la categoría de juicio encontrados en el texto.
- *ApreciacionPos:* Contiene un valor que representa el nivel de apreciación con polaridad positiva de los términos pertenecientes a la categoría de apreciación encontrados en el texto.
- *ApreciacionNeg:* Contiene un valor que representa el nivel de apreciación con polaridad negativa de los términos pertenecientes a la categoría de apreciación encontrados en el texto.

La forma de asignar valores a cada una de las entradas del vector es la que se detalla en el Algoritmo 4.2

Algoritmo 4.2 Análisis de las expresiones de actitud detectadas.

Entrada: *expresionesDetectadas*[ ],diccionarioActitud.txt, diccionarioReglas.txt, diccionarioConjugaciones.txt
Salida: *vectorDeOpinion*, *expresionesVerificadas*[ ], *expresionesCandidatas*[ ]

```
1:  expresionesActitud[ ] ← expresionesDetectadas
2:  dicc[ ] ← abrir(diccionarioActitud.txt)
3:  regla[ ] ← abrir(diccionarioReglas.txt)
4:  conjugacion[ ] ← abrir(diccionarioConjugaciones.txt)
5:  expresionesVerificadas = [ ]
6:  expresionesCandidatas = [ ]
7:  VENTANA ← 3
8:  MODIFICADOR_ALTO ← 2
9:  MODIFICADOR_BAJO ← 0.5
10: Inicializar a 0 las variables finales de actitud y polaridad
11: Inicializar a 0 las variables : tmp_Positiva, tmpPos_Afec, tmpPos_Jui, tmpPos_Apre
12: Inicializar a 0 las variables : tmp_Negativa, tmpNeg_Afec, tmpNeg_Jui, tmpNeg_Apre
13: para expresion en expresionesActitud hacer
14:     para indice = 0 hasta length(expresion) hacer
15:         palabra ← expresion[indice]
16:         si palabra ∈ dicc entonces
17:             rangos[ ] ← dividir(dicc[palabra])
18:             tmp_Positiva ← rangos[0]
19:             tmp_Negativa ← rangos[1]
20:             tmp_Polaridad ← tmp_Positiva − tmp_Negativa
21:             si tmp_Polaridad == 0 entonces
22:                 Asignar el mismo valor del diccionario a las variables temporales positivas y negativas
23:             si no, si tmp_Polaridad > 0 entonces
24:                 Asignar el valor del diccionario a las variables temporales positivas
25:             si no, si tmp_Polaridad < 0 entonces
26:                 Asignar el valor del diccionario a las variables temporales negativas
27:             fin si
28:             invertir ← false
29:             tipo_modificador ← "ninguno"
30:             posicion ← indice − VENTANA
31:             mientras posicion < indice hacer
32:                 si posicion > 0 entonces
33:                     si expresion[posicion] ∈ regla entonces
34:                         Se buscan los diferentes grupos de valoración y modifican las variables invertir y tipo_modificador
35:                     fin si
36:                 fin si
37:                 se incrementa la posicion en 1
38:             fin mientras
39:             si tipo_modificador == "alto" entonces
40:                 Multiplicar todas las variables temporales por el factor MODIFICADOR_ALTO
41:             fin si
42:             si tipo_modificador == "bajo" entonces
43:                 Multiplicar todas las variables temporales por el factor MODIFICADOR_BAJO
44:             fin si
45:             si invertir == true entonces
46:                 Invertir el valor de todas las variables temporales
47:             fin si
48:             Incrementar las variables finales, sumando las variables temporales
49:             vectorExpresionActual = variablesFinales
50:             expresionesVerificadas.agregar(expresion + polaridad)
51:         si no
52:             expresionesCandidatas.agregar(expresion)
53:         fin si
54:     fin para
55:     vectorDeOpinion = vectorDeOpinion + vectorExpresionActual
56: fin para
57: return vectorDeOpinion, expresionesVerificadas, expresionesCandidatas
```

El algoritmo muestra el análisis realizado a cada una de las posibles expresiones de actitud detectadas en el texto. Para ello, inicialmente se requieren como parámetros de entrada:

- Las expresiones de actitud detectadas en el texto.
- El diccionario de actitud
- El diccionario de reglas de cambio de polaridad
- El diccionario de conjugaciones

Lo primero que se hace es almacenar las expresiones que ya han sido detectadas previamente (línea 1), donde cada elemento de la lista es una expresión. Posteriormente son declaradas e inicializadas a cero todas las variables que contienen los valores de polaridad y de actitud, tanto las variables temporales, que son aquellas que cambian sus valores para cada expresión que se va analizando, como las variables finales, que son aquellas cuyos valores se guardarán en el vector final, el cual representará al documento.

A continuación se comienza el proceso de análisis para cada una de las expresiones detectadas (línea 13). Y para cada expresión se busca si contiene alguna palabra del diccionario de actitud (línea 14) de acuerdo a la posición que indique el *indice* dentro del arreglo. Si la palabra se encuentra en el diccionario de actitud, entonces los valores de polaridad y actitud que esa palabra tiene establecidos en el diccionario son guardados dentro del arreglo "$rangos[\ ]$" en el orden que siguiente: $rangos[0] = ValorPositivo$, $rangos[1] = ValorNegativo$, $rangos[2] = ValorAfecto$, $rangos[3] = ValorJuicio$, $rangos[4] = ValorApreciacion$, y se obtiene la polaridad parcial de la palabra realizando la operación diferencia entre $rangos[0]$ y $rangos[1]$ (línea 20). Si la polaridad es igual a cero, se asignan los valores de actitud a las variables temporales positivas y negativas; si la polaridad es mayor a cero, se asignan los valores a las variables temporales positivas; y si la polaridad es menor a cero, entonces se asignan dichos valores a las variables temporales negativas.

Se inicializa la variable *invertir* en $falso$, la cual tiene una función de "bandera" e indica de acuerdo al análisis del contexto de la palabra si los valores establecidos se tienen que cambiar de positivos a negativos o viceversa. De igual forma se inicializa la variable $tipo_modificador$ en "*ninguno*", la cual cambia a "*bajo*" si se encuentra alguna regla de cambio de polaridad que indique decremento en la fuerza de la actitud, y se establece en "*alto*" si se encuentra alguna regla que incremente la fuerza de la actitud.

A continuación se toma una "ventana" de búsqueda de 3 palabras anteriores a la palabra analizada para verificar si existe alguna regla de cambio de polaridad, por lo que se hace la operación diferencia entre el $indice - ventana$ que da como resultado la posición de la palabra a partir de la cual se comienza a realizar la búsqueda de dicha palabra (línea 30).

La búsqueda se realiza mientras *posición* sea menor al *índice* de la palabra analizada (línea 31), entonces si la posición es mayor a cero (una posición válida en el arreglo), se van examinando las tres palabras que abarca la ventana de búsqueda para verificar si existe una regla de cambio de polaridad o todo un grupo de valoración (línea 33), ésta búsqueda se realiza buscando las combinaciones de los modificadores o intensificadores de fuerza más utilizados en el idioma español.

Al termino de la búsqueda se asigna un valor para la variable $tipo_modificador$ dependiendo de las reglas que se hayan encontrado, pudiendo ser estos valores "alto" o "bajo", de igual forma se asigna un estado a la variable *invertir* el cual puede ser *falso* o *verdadero*.

Si $tipo_modificador$ es "alto" se multiplica el valor que tienen las variables temporales por el valor $MODIFICADOR_ALTO$ (línea 39). Si $tipo_modificador$ es "bajo" se multiplica el valor de las variables temporales por el valor $MODIFICADOR_BAJO$ (línea 42). Si *invertir* es *verdadero* entonces se invierten los valores de las variables temporales, pasando de los valores de las variables positivas a las negativas o viceversa (línea 45).

Con este proceso se obtienen los valores de polaridad y actitud de cada palabra de la expresión que se encuentre en el diccionario de actitud. Estos valores que varían de acuerdo a la palabra, son sumados a las variables finales de polaridad y actitud, las cuales contienen la sumatoria de los valores de todas las palabras de actitud encontradas en la expresión (línea 48).

Como se puede observar en la parte final del algoritmo (línea 55), el vector que representará al texto para ser clasificado, es construido realizando la sumatoria de los vectores obtenidos de cada expresión de actitud detectada dentro del texto, como lo muestra la ecuación 4.1

$$vectorGlobal = \sum_{i=1}^{n} vector(Expresion_i) \tag{4.1}$$

Es decir, que la polaridad y tipo de actitud detectada en cada expresión son sumados en el vector final que representa al texto de manera global, lo que pertime no perder información sobre la polaridad y la actitud mostrada en cada expresión; éste vector es el que será utilizado por el modelo de clasificación para establecer la polaridad global del texto. Sin embargo, debido a que se observó que no todas las expresiones detectadas contienen necesariamente una palabra del dicccionario utilizado hasta el momento, se decidió clasificar a las expresiones de actitud detectadas en las siguientes dos categorias *expresiones verificadas* y *expresiones candidatas*, tomando el criterio que se detalla a continuación:

- *Expresiones verificadas:* Se definen en este tipo de expresiones aquellas que contienen una o más palabra que denotan actitud de acuerdo a la validación que se realiza con el diccionario de actitud utilizado. Ya que al contener una término del diccionario se plantea la hipotesis que la expresión efectivamente revela algún tipo de actitud.

- *Expresiones candidatas:* Estas expresiones son aquellas que coinciden con alguno de los patrones establecidos para la detección de expresiones de actitud, pero que dentro de ellas no se encontró ninguna palabra del dicccionario. Sin embargo, esto puede ser en efecto porque no contengan ningún tipo de actitud o que contenga una palabra denotando actitud pero ésta no se encuentre dentro del diccionario, por lo que este tipo de expresiones mediante un previo análisis manual podrían ser utilizadas para enriquecer con nuevos términos el diccionario utilizado, éste planteamiento se valida posteriormente en la sección de experimentos.

Capítulo 5

Experimentos y resultados

Dentro de este capítulo se describen los experimentos llevados a cabo con el fin de evaluar por una parte el desempeño del método creado para detectar expresiones de actitud, y por otra parte realizar la evaluación del modelo de clasificación implementado para determinar la polaridad del documento.

5.1. Metodología

Con el objetivo de poder obtener una evaluación más precisa del sistema, se ha dividido la etapa de experimentación a su vez en dos, en la primera etapa se evaluó la eficiencia del algoritmo para detectar y analizar las expresiones de actitud dentro del texto, y en la segunda etapa se evaluó la precisión del modelo de clasificación implementado para determinar la polaridad del documento.

La experimentación se ha realizado utilizando un corpus de opiniones de hoteles creado por Molina et al. en [13], el cual brevemente se describe a continuación.

5.1.1. Corpus

Este corpus consta de 1,816 opiniones de hoteles ubicados en el país de España y obtenidas del sitio web TripAdvisor, éstas opiniones no estan escritas por críticos especializados

sino por los usarios de dichos hoteles, situación que puede dificultar la extracción de expresiones, ya que puden existir errores gramaticales, expresiones informales o faltas de ortografía . Cada opinión esta conformada por:

- Un número identificador de la opinión.
- Una calificación establecida hacia al hotel por el autor de la opinión , la cual se encuentra en un rango del 1 al 5, donde 1 significa que el hotel es muy malo (la peor calificación) y 5 que el hotel es excelente (la mejor calificación).
- Un resumen de la opinión, en la cual el usuario realiza un resumen de la intención de la opinión completa.
- El cuerpo de la opinión, el cual contiene la opinión completa que el usuario emitió sobre el hotel.

De cada opinión (*review*) del corpus se toma únicamente la información relevante para el análisis, la cual es: la calificación otorgada al hotel, el resumen de la opinión y el cuerpo de la opinión. De igual forma que en [13] se ha decidido tomar como polaridad "neutra" las opiniones con calificación igual a 3, por lo que éstas no son tomadas en cuenta para ser analizadas por no tener una polaridad definida; se establecieron como negativas las opiniones que tienen calificación de 1 o 2, y como positivas las opiniones que tienen calificación de 4 o 5. Como resultado de este proceso el corpus procesado y que fue utilizado contiene finalmente 1,020 opiniones positivas y 511 opiniones negativas.

Se seleccionó este corpus para realizar los experimentos, ya que brinda un conjunto de opiniones que son ricas en contenido evaluativo, lo que es ideal para determinar el desempeño del método propuesto.

5.2. Evaluación del método para detectar expresiones de actitud.

En este punto es importante mencionar que debido a que hasta el momento de realizar este trabajo no existe un corpus creado por expertos donde se encuentren etiquetadas

algún conjunto de expresiones de actitud (al menos en español) sobre el cual se pueda validar el método creado, fue necesario realizar la evaluación de forma manual del mismo. Para esto, se tomó como referencia el sistema de evaluación binaria (preguntas con respuestas "si" o "no") que sugiere Bloom en [2].

La evaluación propuesta sugiere seleccionar aleatoriamente un grupo de expresiones de actitud detectadas previamente por el método dentro del corpus utilizado, y en base a esas expresiones se responden las siguientes preguntas.

Relacionado con la actitud:

- **ACT:** ¿La expresión denota actitud?

Relacionado con el objeto:

- **OI:** Si la expresión denota actitud, ¿hay un objeto identificable?
- **OE:** Si la expresión denota actitud, ¿el método identifica algún objeto?
- **OC:** Si lo identifica, ¿es el objeto correcto?

De las preguntas anteriores se puede observar que la primera *ACT*, es la que se utiliza para determinar si la expresión evaluada contiene o no algún tipo de actitud. Por otro lado, las preguntas restantes *OI, OE, OC* son empleadas para que en dado caso de que efectivamente la expresión evaluada denote actitud, entonces determinar si la expresión contiene un objeto identificable y si es que se logra detecta al objeto sobre el que recae la actitud y si se hace de manera correcta.

Una vez descrita la forma de evaluación del método, es conveniente señalar que el alcance de este trabajo se ha limitado a la detección de expresiones de actitud sin abarcar la identificación de los objetos o entidades sobre los que recae la actitud u opinión emitida.

Por consiguiente, para realizar la evaluación del método propuesto acorde a la forma de evaluación descrita y precisiones ya mencionadas, inicialmente se seleccionó un subconjunto de 250 expresiones de manera aleatoria del conjunto total de las 4,215 posibles expresiones de actitud detectadas por el método sobre el corpus utilizado, se seleccionó esa cantidad de expresiones para el subconjunto debido a que utilizar el total de expresiones detectadas representaría un elevado coste de recursos humanos y tiempo de

evaluación como se menciona en [2]. Teniendo esto en consideración, posteriormente utilizando este subconjunto de expresiones se ha realizado la evaluación sólo del aspecto relacionado con la actitud, es decir, si la expresión detectada por el método denota o no denota algún tipo de actitud.

Para reforzar la confiabilidad de la evaluación sobre las expresiones seleccionadas, éstas fueron sometidas a lo que denominamos un procedimiento de doble evaluación, es decir, por una parte fueron manualmente evaluadas por el autor de este trabajo, y de forma paralela fueron evaluadas por cinco estudiantes de la Facultad de Ciencias de la Computación de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. El procedimiento de esta doble evaluación fue llevado a cabo como se describe a continuación.

- Inicialmente a todos los evaluadores se les instruyó sobre lo que es una expresión de actitud previamente a realizar su evaluación.
- Una vez que el evaluador ha comprendido lo que se considera una expresión de actitud entonces cada uno realizó la evaluación de 50 expresiones del subconjunto de las 250 expresiones ya mencionadas.
- Cada expresión fue evaluada y etiquetada con las palabras "si" o "no", de acuerdo a si al parecer del evaluador era una expresión de actitud (se etiquetaba con "si") o no era una expresión de actitud (se etiquetaba con la palabra "no").
- Finalmente, el juicio para determinar si cada expresión evaluada era considerada una expresión de actitud o no, fue el de que como resultado de la doble evaluación se concordara en que la expresión evaluada tenía una respuesta positiva para ACT, es decir, que la expresión denotara actitud de acuerdo al criterio de los dos evaluadores. Sin embargo, si sólo un evaluador etiqueta la expresión evaluada como una expresión de actitud pero el otro evaluador no, entonces la expresión evaluada no es considerada como una expresión de actitud.

Con el fin de que sea posible entender de forma más clara la evaluación llevada a cabo, en la Tabla 5.1 se muestran algunas expresiones extraidas del subconjunto seleccionado y su respectiva evaluación por parte de los dos evaluadores.

Observando los ejemplos mostrados se puede notar que la evaluación por parte de cada evaluador resulta subjetiva al criterio del evaluador, ya que por una parte lo que para el

TABLA 5.1: Ejemplos de expresiones evaluadas

Expresión evaluada	¿Es expresión de actitud?		**ACT**
	evaluador-1	evaluador-2	
las habitaciones son antiguas	si	si	**si**
un hotel muy cercano	si	no	**no**
la parte inferior	no	no	**no**

evaluador-1 resulta una expresión de actitud, para el evaluador-2 puede no serlo; como se advierte en la expresión "*un hotel muy cercano*", donde al no ser considerada expresión de actitud por ambos evaluadores, entonces se le asigna una respuesta negativa para ACT, es decir, se considera que esa expresión detectada por el método no denota actitud.

Este procedimiento de doble evaluación si bien por un lado pudiera limitar el número de expresiones que son consideradas expresiones de actitud al tomar en cuenta la decisión de los dos evaluadores, por otro lado asegura que las expresiones que sean consideradas expresiones de actitud tengan una mayor posibilidad de realmente denotar actitud, lo que permite evaluar con una mayor confiabilidad el funcionamiento del método propuesto en este trabajo.

Por lo tanto, de acuerdo con el criterio de evaluación anterior, los resultados obtenidos son los que se muestran en la Tabla 5.2

TABLA 5.2: Precisión del método

Expresiones evaluadas	**Expresiones de actitud (ACT)**	**Precisión**
250	208	**83.2 %**

Observando los resultados obtenidos se puede notar que el método ofrece un desempeño aceptable en la detección de expresiones de actitud, pues de las 250 expresiones que fueron seleccionadas aleatoriamente del conjunto de expresiones detectadas dentro de las opiniones del corpus utilizando el método propuesto, en 208 de ellas se consideró por ambos evaluadores que denotan algún tipo de actitud. Es decir, la precisión obtenida es de 83.2 %.

Sin embargo, es primordial recalcar que la precisión calculada se obtiene partiendo de un subconjunto del total de las expresiones detectadas en las opiniones del corpus. Sin duda, poder someter a evaluación a todas las expresiones detectadas sería una mejor forma de obtener la precisión del sistema, pero debido a la falta de recursos humanos y tiempo

que son necesarios para realizar dicha tarea como anterioremente se ha mencionado, se estableció la precisión en base al subconjunto seleccionado.

En el mismo sentido, con el objetivo de contrastar y analizar casos donde se realiza de forma aceptable la detección de expresiones de actitud y casos en donde no, a continuación se presentan algunos ejemplos del desempeño del método sobre opiniones del corpus empleado.

Ejemplo-1.

Polaridad: positiva

Como bien les comenté a los propietarios a la hora de abandonar el hotel, no dudaré un momento en recomendar una y otra vez el Hotel Albero de Granada. Su situación respecto del centro de Granada no es la mejor, pero para nuestros propósitos era ***perfecto (escapada*** *de fin de semana con visita a la Alhambra). Se encuentra en la carretera de paso a Sierra Nevada y* ***muy cercano*** *a la Alhambra. Por la zona se puede encontrar aparcamiento y el hotel se encuentra en* ***una zona segura y tranquila****. Los parkings del centro de Granada que nos recomendaron en el hotel fueron lo que nos dijeron (nada caros) y pudimos movernos por el centro perfectamente desde allí.* ***Las habitaciones muy limpias*** *y las camas confortables.* ***El desayuno fue espectacular****. Ya teníamos* ***buenas referencias*** *de este* ***maravilloso hotel*** *de una estrella (que para mí que viajo constantemente son más) pero ha superado con creces nuestras expectativas. Si vuelvo a Granada no dudaré en hospedarme en el* ***mismo hotel****. Muchas gracias por todo!!*

Dentro de la opinión anterior se pueden observar resaltadas en negrita las expresiones que fueron detectadas por el sistema como expresiones de actitud, las cuales fueron las siguientes:

Expresiones detectadas: *perfecto escapada, muy cercano, una zona segura y tranquila, las habitaciones muy limpias, el desayuno fue espectacular, buenas referencias, maravilloso hotel, mismo hotel.*

Analizando el resultado obtenido se puede notar que efectivamente gran parte de las expresiones detectadas si denotan claramente algún tipo de actitud como las expresiones: *"una zona segura y tranquila, las habitaciones muy limpias, el desayuno fue espectacular, buenas referencias, maravilloso hotel".*

Sin embargo, existen algunas que no denotan actitud o es más complejo de determinarlo por ser más subjetiva; primero en el caso de la expresión *"mismo hotel"* se puede decir

que no contiene ningún termino de actitud, pero coincide con uno de los patrones establecidos, es entonces cuando el uso de recursos léxicos como el diccionario de actitud que se utilizó en este trabajo se torna relevante, ya que precisamente la validación de las expresiones detectadas en base al diccionario permite realizar su clasificación como *expresiones verificadas* que son aquellas que contienen un término del diccionario y como *expresiones candidatas* que son aquellas que no lo contienen pero coinciden con alguno de los patrones morfosintácticos establecidos, esta clasificación de las expresiones se describe detalladamente en la parte final de la sección 4.1.3.1.

Para la opinión anterior fueron clasificadas por el método de la siguente manera:

- Expresiones verificadas: *perfecto escapada, una zona segura y tranquila, las habitaciones muy limpias, el desayuno espectacular, buenas referencias, hotel maravilloso.*
- Expresiones candidatas: *muy cercano, mismo hotel.*

Igualmente la expresión detectada *"muy cercano"*, al coincidir con un patrón pero no contener ningún término del diccionario de actitud, ha sido clasificada como expresión candidata, pero en este caso el término *"cercano"* dentro del dominio de hoteles, suele ser un término asociado a una cualidad positiva, por lo que ha sido agregado al diccionario de actitud como un nuevo término con una polaridad positiva.

Finalmente la expresión *"perfecto escapada"* ha sido clasificada erroneamente como expresión verificada por el método debido a que coincide con un patrón establecido y contiene el término *"perfecto"*, el cual se encuentra dentro del diccionario utilizado. No obstante al observar el contexto de la expresión detectada, se observa que realmente son términos que pertenecen a dos oraciones diferentes, *"pero para nuestros propositos era* ***perfecto****"* y *"(****escapada*** *de fin de semana con visita a la Alhambra)"*. Por lo que la expresión detectada es un error del método al no tomar en cuenta el parentesis que separa ambos términos.

No obstante, existen expresiones que pudieran considerarse de actitud y que quedan fuera del alcance del método propuesto, como la expresion: *"Su situación respecto al centro de Granada no es la mejor"*, debido a que expresiones de este tipo presentan una estructura

sintáctica más compleja que requiere un análisis distinto, el cual no se ha determinado tratar hasta este momento.

A continuación se muestra el análisis de otra opinión tomada del corpus.

Ejemplo-2.

Polaridad: negativa

Ruidoso, ***pésima insonorización****, parking carisimo,* ***unas habitaciones antiguas*** *y* ***poco limpias****, desayuno poco variado y* ***demasiado caro****,* ***la atención del personal totalmente fría****. Resumiendo,* ***pésima relación*** *calidad-precio. La* ***próxima visita*** *a Granada será en* ***un hostal familiar más acogedor y barato****.*

Expresiones detectadas: *pésima insonorización, unas habitaciones antiguas, poco limpias, demasiado caro, la atención del personal, totalmente fría, pésima relación, próxima visita, un hostal familiar, más acogedor y barato.*

- Expresiones verificadas: *unas habitaciones antiguas, poco limpias, demasiado caro, un hostal familar, más acogedor y barato.*
- Expresiones candidatas: *pésima insonoriación, la atención del personal, totalmente fría, pésima relación, próxima visita.*

En el Ejemplo-2 el resultado del método es congruente con su desempeño en el Ejemplo-1, al detectar expresiones que son claramente de actitud y clasificarlas efectivamente como expresiones de actitud verificadas, es decir, que son tomadas en cuenta para determinar la polaridad del documento.

Sin embargo, expresiones como *"Ruidoso"* aunque se refiere a una opinión sobre el hotel, el método no la reconoce como expresión al ser solo una palabra y no estar dentro de los patrones establecidos.

De igual forma, la expresión *"parking carisimo"* no es detectada, ya que aunque claramente denota actitud en cuanto al costo, debido a la falta ortográfica por parte del autor de la opinión en la palabra *"carisimo"* (sin tílde), no se lematiza correctamente la palabra y es entonces etiquetada como sustantivo en lugar de como adjetivo, por lo que la expresión no coincide con el patron establecido y no puede ser detectada.

Por otra parte, las expresiones candidatas *"pésima insonorización"* y *"totalmente fría"* contienen términos de actitud que son *"pésima"* y *"fría"*, los cuales fueron agregados al

diccionario de actitud, ya que en el dominio de reseña de hoteles comunmente se emplean dentro de textos evaluativos.

En este sentido, es relevante mencionar que realizando un análisis parcial en expresiones candidatas encontradas dentro del corpus y verificandolas manualmente se detectaron términos que denotan actitud y que fueron agregados al diccionario de actitud, siendo un total de 68 términos hasta el momento.

Esto significa que efectivamente a partir de las expresiones candidatas es posible enriquecer el diccionario de actitud, lo que contribuirá a mejorar el desempeño del método propuesto.

Finalmente, al observar el aceptable desempeño del método de forma general sobre la mayoría de opiniones del corpus utilizado, se podría sugerir realizando previamente las adecuaciones necesarias, la utilización del método propuesto en la generación de un resumen de la opinión a partir de las expresiones detectadas.

5.3. Evaluación del modelo de clasificación.

Para crear el modelo de clasificación se utilizó el software Weka[1], el cual ofrece un conjunto de algoritmos de aprendizaje automático, en este caso el algoritmo que ofreció un mejor comportamiento de acuerdo al tipo de datos fue el de regresión logística con validación cruzada a 10 pliegues, donde se usó como conjunto de entrenamiento al corpus anteriormente descrito.

Para evaluar la precisión del modelo de clasificación implementado se realizaron dos experimentos:

- El primero empleando representación vectorial clásica (**BoW**).
- El segundo implementando el enfoque propuesto que utiliza un vector de ocho entradas para representar el texto de cada opinión (**Vect-8**).

El objetivo de realizar ambos experimentos es con el fin de determinar que tanto repercute dentro de la precisión del modelo el utilizar vectores de ocho entradas en lugar del clásico

[1] http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/

modelo vectorial, el cual se sabe ofrece una precisión aceptable pero con un deficiente desempeño dependiendo del tamaño de los datos.

Los resultados de ambos experimentos se muestran en la Tabla 5.3

Tabla 5.3: Precisión del módelo de clasificación

Método utilizado para representar el texto	**Precisión del modelo**
BoW	0.80
Vect-8	0.82

Analizando los resultados obtenidos, se puede observar que la precisión obtenida por el método propuesto es incluso mejor que la precisión obtenida utiizando BoW con un 2 porciento de diferencia. Pero mientras que BoW utiliza vectores con una longitud de 19,881 posiciones, la propuesta de representación presentada emplea vectores de dimensión 8.

El resultado anterior indica por una parte, una reducción de manera significativa en el tiempo de análisis para cada documento, ya que aunque la longitud del texto varie de un documento a otro, siempre será representado por un vector de 8 entradas; por lo que al procesar corpus más grandes, el método propuesto mostrará un buen comportamiento en cuanto a desempeño.

Por otra parte, se observa que utilizando la representación Vect-8 no se pierde o modifica la intención de la opinión del documento, al menos no de forma significativa, ya que aun el modelo de clasificación es capaz de determinar la polaridad del documento con una precisión aceptable.

Sin embargo, como se observó aun existen problemas propios del lenguaje que quedan fuera del alcance de este trabajo, como la correferencia y la ambigüedad de una gran cantidad de términos. Pero los resultados obtenidos hasta este momento, son motivación suficiente para tratar de resolverlos como trabajo a futuro.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo a futuro

6.1. Conclusiones

Dentro del trabajo desarrollado se ha propuesto una metodología para realizar análisis de sentimientos en el idioma español. Como se ha descrito, el objetivo del método propuesto no solo se limita a determinar la polaridad del documento analizado, sino también se intenta identificar de manera aceptable a las estructuras sintácticas evaluativas contenidas en él, en este caso llamadas expresiones de actitud. La identificación de este tipo de expresiones permite no solo determinar la polaridad global de un documento, sino además conocerla de forma local, pero sobre todo identificar el tipo de actitud predominante en el documento analizado, la cual se basa en un dominio semántico de la teoría de la valoración, que fue la teoría lingüística empleada dentro de esta propuesta.

Se observa que el método propuesto muestra un buen desempeño acorde con los resultados obtenidos que se han mostrados previamente. Pero es imperativo mencionar que el método ha sido evaluado utilizando un corpus de opiniones de hoteles, por lo que ofrece buenos resultados dentro del dominio de opiniones de productos o servicios. No obstante, su evaluación dentro de otros dominios queda pendiente hasta este momento.

Por otra parte la teoría lingüística utilizada en este trabajo aunque originalmente fue desarrollada sobre el idioma inglés, mostró ser un buen recurso para ser utilizado dentro del área de análisis de sentimientos en español, ya que en este caso permitió determinar que efectivamente el tipo de actitud predominante en textos evaluativos es la actitud

referente a la apreciación, la cual se refiere a los aspectos estéticos del objeto que se esta evaluando.

En consecuencia, las características de análisis lingüístico de la teoría de la valoración ofrecen la posibilidad de proponer su uso en la tarea de identificación o clasificación de documentos de acuerdo a su género. Ya que como se ha mencionado si bien los textos evaluativos tienden a denotar mayoritariamente actitud de apreciación, posiblemente en textos o documentos literarios podría prevalecer un distinto tipo de actitud de acuerdo a su género, como por ejemplo una actitud de afecto en poemas o una actitud de juicio en noticias periodisticas. Por este motivo resultaría conveniente la utilización de los aspectos restantes de la teoría de la valoración adicionalmente a los utilizados y descritos en este trabajo.

Sin embargo, es relevante mencionar que aunque las expresiones detectadas son en gran parte expresiones de actitud, aun existe un gran número de estructuras sintácticas que efectivamente denotan algún tipo de actitud y que no son detectadas por el método al no coincidir con ninguno de los patrones establecidos. Esta limitación se tratará de resolver como trabajo futuro.

En este sentido, se observó que existen casos adicionales como los que se mostraron en los ejemplos en la sección 5.2, donde expresiones de actitud no son detectadas aunque coinciden con los patrones establecidos;esto ocurre debido a errores de etiquetado por parte del etiquetador morfosintáctico empleado, por lo que resultaría importante emplear etiquetadores disponibles que ofrezcan una precisión similar o superior al aquí empleado.

Asimismo, a lo largo del previo y durante el desarrollo de este trabajo se observó que existen cualidades y ambigüedades propias del lenguaje humano, como la correferencia cuyo tratamiento y análisis dentro de las expresiones de actitud han quedado fuera del alcance de este trabajo.

En cuanto a la representación del documento analizado mediante un vector de ocho entradas, el cual es utilizado para determinar su polaridad, se puede concluir que brinda una forma eficaz de caracterizar el documento, ya que analizando los resultados obtenidos se observó que el vector sigue conservando de forma aceptable tanto la polaridad de la opinión, como el tipo de actitud manifestadas en el documento. Añadiendo que esta

forma de representación permite reducir de manera significativa el tiempo de procesamiento para determinar la polaridad del documento en comparación con otras formas de representación como bolsa de palabras, la que se encuentra en función de la longitud del vocabulario del documento analizado, situación que no ocurre con la representación propuesta en este trabajo.

Finalmente, con los resultados obtenidos se puede concluir que dentro de los textos evaluativos existe la posibilidad de sólo extraer la información relevante, es decir, aquella que realmente emite la evaluación. Y en base a esa información realizar análisis de sentimientos sobre el documento de forma automática como se ha mostrado en este trabajo. Por consiguiente, el desarrollo de propuestas en este sentido sin lugar a dudas resulta necesario para la epoca actual en donde estamos viviendo la mayor generación de información en nuestra historia, la cual necesita ser analizada de forma automática y confiable.

6.2. Trabajo a futuro

Si bien hasta el momento se ha desarrollado un método que permite tratar de manera confiabe el enfoque del análisis de sentimientos en español, al mismo tiempo existen consideraciones que deben tenerse en cuenta para mejorar los resultados alcanzados dentro del trabajo propuesto, las cuales se describen a continuación.

- Considerar las características faltantes de la teoría de la valoración, principalmente dentro de los dominios de la gradación y el compromiso, así como los sub-sistemas restantes del dominio de la actitud. Debido a que la consideración de estas características ofrecería la posibilidad de extraer información relevante del documento analizado, como por ejemplo, si la actitud detectada es autoral o no autoral, si el juicio es de estima o sanción social, si la apreciación es de reacción, composición o valuación; así como detectar la gradación de la actitud identificando el "foco" y no solo la fuerza de la opinión como hasta ahora. Por lo que la detección de todas estas características o aspectos de la teoría aportarían información semántica relevante del documento que hasta este momento no ha sido considerada.

- Adaptar la representación del documento utilizando un vector de ocho entradas a una que ofrezca una mayor información semántica. Ya que una vez que fueran consideradas para su análisis un mayor número de aspectos de la teoría de la valoración, esta información necesitaría ser representada adecuadamente para poder ser analizada tanto por el modelo de clasificación para determinar de forma más precisa la polaridad del documento, así como por el algoritmo para establecer adecuadamente el tipo de actitud presente en el mismo.

- Validación del método propuesto en otros dominios. Debido a que durante el desarrollo de este trabajo se utilizó un corpus de opiniones de hoteles, el validarlo en otros dominios como podrian ser notas periodisticas, textos literarios, etc., brindará la oportunidad de observar el comportamiento del método y poder enriquecer el conjunto de patrones establecidos para la detección de las expresiones de actitud.

- Incrementar y mejorar las expresiones de actitud detectadas. Precisamente mediante la aplicación del método sobre distintos dominios, esto permitirá detectar nuevos patrones morfosintácticos, por lo que en lugar de definir de forma predeterminada dichos patrones para detectar expresiones de actitud, se realizará de forma automática, es decir, se ajustará el algoritmo para que pueda aprender los patrones más utilizados de acuerdo al dominio analizado.

- Por último, se enriquecerá el diccionario que contiene términos de actitud y se evaluaran de acuerdo a las normas de la teoría de la valoración. En este sentido la determinación del tipo de actitud de cada término agregado tendrá que ser llevado a cabo por conocedores del área, lo cual permitiría establecer de manera más confiable el tipo de actitud predominante dentro de los documentos analizados.

Bibliografía

[1] Araujo, B. S. *Aprendizaje Automático: conceptos básicos y avanzados.* Prentice-Hall, 2006.

[2] Bloom, K., Garg, N., y Argamon, S. Extracting appraisal expressions. In *Human Language Technologies 2007: The Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Proceedings of the Main Conference* (Rochester, New York, April 2007), Association for Computational Linguistics, pp. 308–315.

[3] Brody, S., y Elhadad, N. An unsupervised aspect-sentiment model for online reviews. In *Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics* (Stroudsburg, PA, USA, 2010), HLT '10, Association for Computational Linguistics, pp. 804–812.

[4] Casey, W., Navendu, G., y Shlomo, A. Using appraisal groups for sentiment analysis. ACM, 2005.

[5] Coseriu, E. *Introducción a la Lingüistica.* Grupo GREDOS, 1986.

[6] Fahrni, A., y Klenner, M. Old wine or warm beer: target-specific sentiment analysis of adjectives. In *Proceedings of the symposium on affective language in human and machine* (2008), pp. 60–63.

[7] Goldberg, A., y Zhu, X. Seeing stars when there are not many stars: graph-based semi-supervised learning for sentiment categorization. In *TextGraphs workshop on graph-based methods for natural language processing* (2006), pp. 45–52.

[8] Hernández, L., López-López, A., y Medina, J. E. Classification of attitude words for opinion mining. In *International Journal of Computational Linguistics and Applications* (2011), vol. 2(1-2), pp. 267–283.

[9] Liu, B. Sentiment analysis and opinion mining. Morgan & Claypool Publishers, 2012.

[10] Martínez, E., Martín, T., Perea, J., y López, A. Detección de la polaridad de tweets en español. *Procesamiento del Lenguaje Natural Revista No.47* (2011), 53–60.

[11] Martínez, E., Martín, T., Perea, J., y López, A. Técnicas de clasificación de opiniones aplicadas a un corpus en español. *Procesamiento del Lenguaje Natural Revista No.47* (2011), 163–170.

[12] Missen, M., y Boughanem, M. Using wordnet's semantic relations for opinion detection in blogs. In *Proceedings of the 31th European conference on IR research on advances in information retrieval* (2009), Springer-Verlag, Ed., pp. 729–733.

[13] Molina González, M. D., Martínez Cámara, E., Martín Valdivia, M. D., y M. Jiménez Zafra, S. eSOLHotel: Generación de un lexicón de opinión en español adaptado al dominio turístico. *Procesamiento del Lenguaje Natural 54*, 0 (2015), 21–28.

[14] Nugues, P. *An introduction to language processing with Perl and Prolog*. Springer, 2006.

[15] Pérez Rosas, V., Banea, C., y Mihalcea, R. Learning sentiment lexicons in spanish. In *Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluations (LREC2012)* (2012), pp. 3077–3081.

[16] Taboada, M., y Grieve, J. Analyzing appraisal automatically. In *Proceedings of AAAI Spring Symposium on Exploring Attitude and Affect in Text* (2004), AAAI, pp. 158–161.

[17] Tsytsarau, M., y Palpanas, T. Survey on mining subjective data on web. *Data Mining and Knowledge Discovery* (2011), 479–481.

[18] Tsytsarau, M., Palpanas, T., y Denecke, K. Scalable discovery of contradictions on the web. In *Proceedings of the 19th international conference on world wide web* (2010), pp. 1195–1196.

[19] White, P. Un recorrido por la teoría de la valoración. Universidad de Birmingham., 2000.

[20] Zhu, J., Zhu, M., Wang, H., y Tsou, B. Aspect-based sentence segmentation for sentiment summarization. In *Proceedings of the international CIKM workshop on topic-sentiment analysis for mass opinion measurement* (New York, 2009), ACM, Ed., pp. 65–72.