



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPUTACIÓN



*Detección de afectividad en texto en español
basada en el contexto lingüístico
para síntesis de voz*

PRESENTA

M. en C. Ismael Díaz Rangel

DIRECTORES DE TESIS

Dr. Sergio Suárez Guerra

Dr. Grigori Sidorov



SIP-14 BIS

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de México, D.F. siendo las 16:00 horas del día 10 del mes de Enero de 2013 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Estudios de Posgrado e Investigación del:

Centro de Investigación en Computación

para examinar la tesis titulada:

**"DETECCIÓN DE AFECTIVIDAD EN TEXTO EN ESPAÑOL BASADA
EN EL CONTEXTO LINGÜÍSTICO PARA SÍNTESIS DE VOZ"**

Presentada por el alumno:

DÍAZ	RANGEL	ISMAEL
Apellido paterno	Apellido materno	Nombre(s)

Con registro:

A	0	9	0	1	8	0
---	---	---	---	---	---	---

aspirante de: **DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN**

Después de intercambiar opiniones los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR LA TESIS**, en virtud de que satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes.

LA COMISIÓN REVISORA

Directores de tesis

Dr. Sergio Suárez Guerra

Dr. Grigori Sidorov

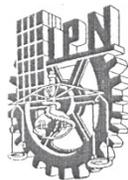
Dr. Oleksiy Pogrebnyak

Dr. Alexander Gelbukh

Dr. Héctor Jiménez Salazar

PRESIDENTE DEL COLEGIO DE PROFESORES

Dr. Luis Alfonso Villa Vargas



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México D.F., el día 14 del mes de enero del año 2013, el que suscribe Ismael Díaz Rangel alumno del Programa de Doctorado en Ciencias de la Computación con número de registro A090180, adscrito al Laboratorio de Procesamiento Digital de Señales, manifiesta que es autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección de Dr. Sergio Suárez Guerra y Dr. Grigori Sidorov y cede los derechos del trabajo intitulado Detección de afectividad en texto en español basada en el contexto lingüístico para síntesis de voz, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o director del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a la siguiente dirección ismael1099@hotmail.com. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.

Ismael Díaz Rangel

Nombre y firma



Resumen

La detección automática de emociones en texto es un área relativamente nueva que actualmente se ha vuelto muy popular, debido a sus numerosas aplicaciones prácticas, por ejemplo, una empresa puede evaluar la calidad de sus productos y servicios analizando las redes sociales, etc. La detección automática de emociones en texto tiene varios aspectos: detección de categorías emocionales (alegría, tristeza, miedo, enojo, etc.), determinación de polaridad (positivo y negativo); o detección de sentido del humor, ironía y sarcasmo. En este trabajo nos centramos en las categorías emocionales. El objetivo primario de este trabajo es la detección automática de categorías emocionales en texto para español, tal como lo hacen las personas. Dado que estamos trabajando para el idioma español, dónde hay muy pocos recursos léxicos, el primer paso fue proponer una metodología para la construcción de estos recursos, y aplicarla en la creación de un diccionario y un corpus de textos en español etiquetados con emociones. Dado que cientos de evaluadores participaron en la evaluación de afectividad sobre las palabras del diccionario y las oraciones de los textos, los datos de las valoraciones fueron analizados con métodos de concordancia que hemos creado y adaptado específicamente para esta tarea, después del análisis se trabajó solo con las estimaciones de los evaluadores más afines. Para el diccionario, adaptamos el método de kappa con ponderación, para su aplicación sobre múltiples evaluadores. Para el corpus, hemos propuesto una nueva métrica llamada kappa Díaz-Sidorov (kappa DS) que es aplicada en casos de evaluaciones de múltiples categorías no mutuamente excluyentes. El diccionario contiene 2,036 palabras y ha sido nombrado Lexicón Emocional para Español (LES). En él cada palabra tiene un peso (porcentaje) que corresponde a la probabilidad de usar la palabra en un sentido afectivo, llamado FPA (Factor de Probabilidad de uso Afectivo), calculado con los datos de los evaluadores más afines. El corpus contiene 491 oraciones con evaluaciones de su categoría afectiva calculados quitando las evaluaciones no concordantes según la kappa DS. Lo hemos llamado Corpus de Emociones en



Español (CEE). Por último, hemos aplicado diversos algoritmos de clasificación (Naive Bayes, Máquinas de Soporte Vectorial, Clasificación Vía Regresión y JRip) sobre el corpus CEE, usando la técnica de validación cruzada con 10 iteraciones y utilizando las palabras como características. Los resultados muestran que la clasificación es posible y da mejores resultados que la línea base: selección de categorías emocionales al azar. Diversas estrategias de asignación de etiquetas de categorías emocionales fueron consideradas para la clasificación, se propone cual es la mejor.



Abstract

Automatic detection of emotions in texts is relatively new research area that becomes very popular nowadays because it has numerous practical applications, for example, for a company to estimate quality of its products and services, to analyze social networks, etc. Automatic detection of emotions in texts has several aspects: detection of emotional categories (happiness, sadness, fear, anger, etc.), determination of polarity (positive and negative); or detection of humor, irony and sarcasm. In this work, we focus on emotion categories.

The primary objective of this work is to detect automatically emotional categories in texts in Spanish, like humans do. Since we are working with Spanish language, where there are very few lexical resources, the first step was to develop a methodology of construction of these resources and to apply it to construction of a Spanish dictionary and a Spanish corpus tagged with emotions.

Since hundreds of annotators were involved in the evaluation of affectivity of the words of dictionary and the sentences in texts, the evaluation data were analyzed with agreement methods that we created and adapted specifically for this task. After its application, we took into account only annotations of the most inter-related evaluators. For the dictionary, we adapted Cohen kappa so that it could be used for multiple evaluators. For the corpus, we proposed a new measure called Díaz-Sidorov kappa that is applied in cases of nominal non-exclusive multicategory evaluations.

The dictionary contains 2,036 words and is called Spanish Emotion Lexicon (SEL). It contains for each word weights (percentages) that correspond to the probability of the word to be used in an affective sense, called FPA (Factor of Probability of Affective use). FPA was calculated using the data of most inter-related evaluators. The corpus contains 491 sentences with affective evaluations at sentence level. Their values are calculated after elimination of non-concordant scores according to Díaz-Sidorov kappa. It is called Spanish Emotion Corpus (SEC).



Finally, we applied various classification algorithms (Naive Bayes, Support Vector Machines, Classification via Regression and JRip) for the corpus SEC, using 10 fold cross validation technique and applying words as features. The results show that the classification is possible and gives better results than the baseline method: random selection of the emotional category. Various strategies of assignment of the affective tags prior to classification were considered, the best strategy is proposed.



Agradecimientos

Dedico este trabajo a mis padres: María Guadalupe Rangel y Antonio Díaz por todo el apoyo y por el ejemplo de generosidad y bondad que siempre han sido.

También merecen una mención especial mis hermanos: Gabriela, Noé, Eva, José Antonio y Víctor; muy en especial dedico este trabajo a la memoria de David.

Deseo agradecer sinceramente y manifestar el mayor de mis respetos a mis directores de tesis: al doctor Sergio Suárez Guerra, quien ha sido la mayor influencia académica que he tenido, y también de él he aprendido valores morales, ya que es una de las mejores personas que he tenido el privilegio de conocer; al doctor Grigori Sidorov, por todo el apoyo y paciencia mostrados en el tiempo que hemos compartido, además de ser un investigador de primer nivel es una persona con una grandísima calidad humana; soy muy afortunado por haberlos encontrado en mi camino.

Extiendo mis agradecimientos por compartir sus conocimientos y por sus valiosas observaciones a los Dres.: Oleksiy Pogrebnyak, Alexander Gelbukh y Héctor Jiménez Salazar.

Gracias al Instituto Politécnico Nacional por darme la oportunidad de continuar con mi preparación.

También quiero agradecer al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) que me proporcionó los medios económicos necesarios para poder cursar los estudios de maestría y doctorado.



Contenido

SIP14.....	ii
Carta de cesión de derechos	iii
Resumen	iv
Abstract	vi
Agradecimientos	viii
Contenido	ix
Índice de tablas.....	xii
Índice de figuras	xiv
Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1 Motivación	2
1.2 Aportaciones de la tesis.....	2
1.3 Objetivo general	3
1.4 Objetivos específicos	3
1.5 Clasificación de emociones para la propuesta	4
Representación de las etiquetas afectivas	4
1.6 Granularidad de mercado	5
1.7 Evaluación.....	6
1.8 Organización del trabajo	6
Capítulo 2. Estado del arte	8
2.1 Diccionarios afectivos.....	9
2.2 Categorías de métodos existentes para el marcado de texto con emociones	13
2.3 Trabajos existentes para el marcado de textos con emociones	14



Capítulo 3. Marco teórico	27
3.1 Las emociones	27
3.1.1 Función de las emociones	28
3.1.2 Clasificación de las emociones	28
3.1.3 Emociones básicas o primarias	30
3.1.4 Postulado de las emociones básicas	30
3.1.5 Las emociones básicas de Ekman	31
3.3 Métodos de concordancia.....	39
3.3.1 Conceptos generales.....	39
3.3.2 Acuerdo observado o índice de concordancia observada	40
3.3.2 Kappa de Cohen	41
3.3.3 Kappa de Cohen con ponderación.....	43
3.3.4 Kappa de Fleiss	45
Capítulo 4. Metodología para creación de un diccionario afectivo	48
4.1 Selección de palabras del diccionario	50
4.2 Apreciación de evaluadores sobre emociones en palabras del diccionario.....	52
4.3 Análisis de evaluaciones	53
4.4 Estimación de factor de probabilidad de uso afectivo (FPA)	56
Capítulo 5. Metodología para creación de corpus de textos marcado con categorías emocionales.....	62
5.1 Selección textos y definición de unidad de trabajo.....	63
5.2 Formato y reglas de etiquetado	64
5.3 Definición de reglas para el marcado de textos	64
5.4 Trabajo con evaluadores	66



5.5 Análisis de concordancia entre evaluadores	66
5.6 Propuesta y uso de la métrica kappa ds para la estimación de concordancia ...	67
5.6.1 Justificación de la creación de nueva métrica de concordancia.....	67
5.6.2 Ejemplo del método de Fleiss para los datos de las evaluaciones observadas en el corpus propuesto.....	68
5.6.3 Propuesta de métrica para datos de evaluación sobre el corpus de textos .	70
5.6.4 Ejemplo del método kappa ds para los datos de las evaluaciones observadas en el corpus propuesto.....	72
5.7 Resultados del análisis de concordancia sobre el corpus de textos.....	74
Capítulo 6. Experimentos de clasificación automática y su evaluación	76
6.1 Análisis morfosintáctico de las oraciones del corpus	77
6.2 Determinación de categorías emocionales o afectivas.....	78
6.3. Algoritmos automáticos de clasificación	79
6.4 Experimentos con oraciones etiquetadas con umbral de 40%	80
6.4.1. Definición de línea base para caso de etiquetamiento con umbral al 40%	80
6.4.2 Aplicación de algoritmos de clasificación en corpus con umbral del 40%	81
6.5 Experimentos con oraciones etiquetadas con emoción dominante.....	83
6.5.1 Definición de línea base para caso de etiquetamiento con criterio de emoción dominante.....	84
6.5.2 Aplicación de algoritmos de clasificación en corpus con categoría dominante.....	84
Capítulo 7. Características de la voz emocional aplicables a la síntesis de voz afectiva	87
7.1 Alegría.....	88
7.2 Enojo	88



7.3 Miedo	88
7.4 Repulsión	88
7.5 Sorpresa.....	89
7.6 Tristeza.....	89
7.7 Síntesis de voz afectiva	89
Capítulo 8. Conclusiones y trabajo futuro.....	91
8.1 Aportaciones	92
8.2 Trabajo futuro.....	93
8.3 Publicaciones derivadas	94
Referencias bibliográficas.....	95

Índice de tablas

Tabla 2.1 Resultado de clasificación de categorías emocionales en semaval 2007	25
Tabla 2.2. Porcentaje de acierto de las cuatro configuraciones para cada emoción ...	31
Tabla 3.1. Lista de emociones primarias y las secundarias más cercanas	34
Tabla 3.2. Algunas teorías de clasificación de emociones básicas	34
Tabla 3.3. Tabla de contingencia	47
Tabla 3.4. Interpretación del índice de kappa	48
Tabla 3.5. Tabla de contingencia para kappa ponderada	48
Tabla 3.6. Tabla de doble entrada para asignación de pesos	49
Tabla 3.7. Pesos lineales y bicuadrados para 4 categorías	49
Tabla 3.8 Tabla de contingencia para kappa de Fleiss.....	51
Tabla 4.10. Estimaciones de kappa con 10 evaluadores	62
Tabla 4.11. Matriz con todos los datos de evaluaciones por cada emoción.....	63
Tabla 4.12. Porcentajes de probabilidad de uso afectivo en palabras del diccionario “Alegría”	64
Tabla 4.13. FPA para diccionario “Alegría”	65



Tabla 4.2. Segmento con traducción de palabras	55
Tabla 4.3. Cantidad de palabras por categoría después de la traducción.....	56
Tabla 4.4. Tamaño del diccionario después del depurado	56
Tabla 4.5. Segmento de lista de palabras etiquetadas con la emoción “Miedo”.....	58
Tabla 4.6. Evaluaciones realizadas en las palabras de cada categoría emocional	58
Tabla 4.7. Tabla de estimación de kappa por pares	60
Tabla 4.8. Resultados de estimación del kappa total por categoría emocional.....	60
Tabla 4.9. Estimaciones de concordancia para cada evaluador en la categoría “Alegría” vs todos los demás.....	61
Tabla 5.1. Palabras por categoría obtenidas del <i>WordNet-affect</i>	55
Tabla 5.1. Texto y su cantidad de oraciones	68
Tabla 5.2. Porcentaje con cantidad de emociones presentes en las oraciones del corpus	72
Tabla 5.3 Evaluaciones del corpus de textos	73
Tabla 5.4. Tabla de contingencia con datos de evaluaciones del corpus de textos.....	73
Tabla 5.5. Resultado del índice de concordancia para todas las parejas y valor promedio de evaluador respecto a los demás	78
Tabla 5.6. Resultados del análisis de concordancia sobre cada texto	79
Tabla 6.1. Segmento de promedio de evaluaciones de afectividad en las oraciones del corpus	83
Tabla 6.10. Resultados de clasificadores	90
Tabla 6.11. Comparación de resultados con el <i>baseline</i>	91
Tabla 6.2. Segmento con etiquetas afectivas en oraciones usando un umbral al 40% 84	
Tabla 6.3. Segmento con etiquetas afectivas en oraciones usando emoción dominante	84
Tabla 6.4. Cantidad de oraciones etiquetadas con una emoción en particular para el criterio de umbral al 40%	85
Tabla 6.5. Valores de dos sistemas <i>baseline</i>	86
Tabla 6.6. Resultados de clasificadores	87
Tabla 6.7. Comparación de resultados con el <i>baseline</i>	88



Tabla 6.8. Cantidad de oraciones etiquetadas con una emoción en particular para el criterio de emoción dominante.....	88
Tabla 6.9. Valores de dos sistemas <i>baseline</i>	89

Índice de figuras

Figura 2.1: Diagrama a bloques del sistema.....	26
Figura 4.1. Diagrama a bloques de metodología de creación de diccionario afectivo.....	64
Figura 5.1. Diagrama a bloques de la metodología de creación del corpus de textos.....	67
Figura 5.2. Formato de etiquetas.....	70
Figura 6.1. Diagrama a bloques de propuesta experimental con clasificadores.....	82
Figura 8.1. Síntesis de voz emotiva a partir de texto emotivo.....	95



Capítulo 1. Introducción

La detección automática de sentimientos en texto cada día cobra un mayor interés en diversos sectores; en parte se debe a la inmensa cantidad de información disponible en la red como son análisis o evaluaciones de: productos de consumo, programas informáticos, deportes, películas, etcétera; todo ello accesible en sitios especializados como revistas electrónicas, blogs y foros; son también una importante fuente de información los sitios de ventas, por ejemplo, *Amazon*. A su vez, es de creciente interés la identificación de contenido emocional presente en sitios de noticias y redes sociales como *Facebook* y *Twitter*.

Se intuye que la masificación de Internet, y principalmente el surgimiento de la web 2.0, son los responsables del creciente interés en la detección automática de emociones, dada la inmensa fuente de información (opiniones) que en ella se generan. Esta información es una vasta y útil fuente de datos para su procesamiento automático por las computadoras y se puede aplicar, por ejemplo, para mercadología, asesoría de imagen y política, psicología, seguridad—a nivel desde personal hasta nacional—, sector lúdico, interacción hombre-máquina, síntesis de voz y cualquier área interesada en la extracción y conocimiento de opiniones, estados de ánimo, observaciones y evaluaciones.

Las principales áreas que se encargan de clasificar automáticamente palabras, textos o documentos de acuerdo a la opinión, emoción o sentimiento que expresan, son conocidas como Minería de opiniones (*Opinion mining*) y Análisis de sentimientos (*Sentiment analysis*).

La marcación de textos con contenido afectivo no es una tarea fácil, ya que la asignación de emociones es una tarea subjetiva, e incluso a los humanos nos resulta difícil poner etiquetas emocionales a un texto. Será por lo tanto, muy importante en este trabajo realizar un estudio de la marcación realizada por humanos, para poder acotar esta subjetividad y conseguir un método adecuado de marcación de texto con contenido emocional.



Actualmente se está trabajando en la asignación de etiquetas a los textos para indicar si lo que expresan es positivo, negativo o neutro y también hay mucho trabajo en el campo de la subjetividad de los textos, pero existe muy poco trabajo en el ámbito de la marcación de textos con categorías emocionales, y el trabajo que existe se limita a marcar unos pocos tipos de emociones. Además los sistemas que existen no tienen en cuenta el papel de la negación en la marcación de emociones, o cómo influyen las oraciones subordinadas en la emoción final. Los sistemas existentes tratan las emociones como unidades aisladas que no tienen relaciones entre sí, y por lo tanto, no se pueden combinar, unir o comparar.

El presente trabajo tiene como objetivo primario proponer un método para el etiquetamiento automático de emociones a nivel oración de un texto en español.

1.1 Motivación

Desarrollar recursos para el español, donde tan solo en América Latina existen más de 235 millones de usuarios de Internet (internautas¹).

Realizar un estudio de la marcación realizada por humanos, para poder acotar la subjetividad y conseguir un método adecuado de marcación de texto con contenido emocional.

1.2 Aportaciones de la tesis

Aportaciones científicas:

- Metodología de creación de un diccionario afectivo.
- Definición de un nuevo parámetro de ponderación de palabras potencialmente afectivas (FPA, factor de probabilidad de uso afectivo).
- Metodología de creación de un corpus de textos afectivos.
- Definición de criterios de marcado de emociones sobre un corpus de textos, usando la información de múltiples evaluadores: umbrales, emoción dominante.

¹ <http://www.internetworldstats.com/stats.htm>



- Definición de una métrica de concordancia para variables nominales con categorías que no son mutuamente excluyentes.
- Definición de un baseline de clasificación sobre el corpus de textos propuesto.
- Estudio comparativo entre diferentes métodos de clasificación para la clasificación de emociones en texto.

Aportaciones técnicas:

- Diccionario etiquetado con categorías emocionales (alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza) y su factor de probabilidad de uso afectivo, el recurso cuenta con 2,036 palabras, todas ellas valoradas por al menos 17 evaluadores.
- Corpus de textos etiquetados con categorías emocionales (alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza) y evaluados en cada una de las 491 oraciones que lo conforman por 20 personas.
- Aplicación del índice de kappa ponderado para la evaluación de concordancia de múltiples evaluadores.

1.3 Objetivo general

Analizar automáticamente expresión de afectividad en textos/palabras en español.

1.4 Objetivos específicos

- Elaborar un diccionario que describa y cuantifique el contenido afectivo de términos comunes usados en el idioma español apreciado por múltiples evaluadores analizado mediante un método de medición de concordancia.
- Elaborar un corpus de textos marcado con etiquetas de categorías emocionales a nivel oración para el idioma español, analizado por múltiples evaluadores y evaluado con una métrica de concordancia.
- Determinar la unidad de etiquetado afectivo más adecuada para su implementación en una aplicación propuesta.
- Buscar las características fisiológicas de la voz afectiva, y los parámetros relevantes para su aplicación en sistemas de síntesis de voz con emociones.



- Diseñar y/o adaptar una métrica de concordancia inter-evaluadores a la medida de los datos obtenidos en el diccionario afectivo y en el corpus de textos.
- Realizar trabajo de procesamiento sobre el corpus obtenido para adecuarlo a la aplicación de los métodos de clasificación automática.
- Definir un *baseline* (línea base) para comparar los clasificadores en el ámbito de nuestro problema.
- Aplicar diversos tipos de clasificadores para los datos obtenidos y seleccionar el más adecuado para la tarea propuesta.

1.5 Clasificación de emociones para la propuesta

Desde el punto de vista psicológico, en este trabajo se propone marcar cualquier contenido afectivo que aparezca en un texto sin distinguir entre emociones, estados de ánimo o sentimientos; por lo tanto cuando se hable de emociones nos referimos a cualquier tipo de contenido afectivo que pueda aparecer en el texto, ya sea este en forma de emociones, estados de ánimo o sentimientos.

Representación de las etiquetas afectivas

Una vez que se tiene claro qué es lo que se desea marcar, se debe buscar una forma de representar el contenido afectivo. Existen distintos métodos para la representación de emociones: categorías emocionales, dimensiones emocionales, descripciones basadas en psicología, descripciones basadas en evaluación y modelos circunflejos.

La forma más común de describir las emociones es mediante el uso de palabras emocionales o etiquetas afectivas, lo que se denomina como *categorías emocionales*, y sobre las cuales se centrará este trabajo. Los distintos idiomas poseen etiquetas muy potentes para la descripción de los estados emocionales, y son estas etiquetas las que se emplean para clasificar las emociones.

Las dimensiones emocionales representan los aspectos esenciales de los conceptos emocionales. Tres son las dimensiones principales: evaluación o polaridad, activación y control. La evaluación representa que tan positiva o negativa es una emoción. Por



ejemplo, como emociones positivas tenemos alegría o satisfacción, y como emociones negativas tristeza o insatisfacción. La activación representa una escala activa-pasiva para las emociones. En el extremo activo de la escala tenemos la excitación mientras que en el extremo pasivo se encuentra la calma. Por último, el control representa la intervención que ejerce la emoción, en un extremo de esta escala tendríamos emociones como la sumisión y en el extremo contrario emociones como la dominancia.

Las descripciones basadas en psicología tienen en cuenta una serie de variables como los latidos del corazón, el comportamiento de la piel o algunas medidas psicológicas del cerebro.

Las descripciones basadas en evaluación describen las emociones desde el punto de vista que implica la evaluación de los estímulos.

Por último, los modelos circunflejos representan los conceptos emocionales mediante una estructura circular. La proximidad de dos categorías emocionales en el círculo representa la similitud entre esas dos categorías.

1.6 Granularidad de marcado

A la hora de marcar un texto con emociones debemos determinar cuál es la parte del texto que interesa marcar: palabra, oración, párrafo, capítulo, etcétera.

El marcado a nivel de palabra resulta un marcado de granularidad demasiado fina, es necesario conocer la emoción asociada a cada una de las palabras de la oración para luego combinar estas emociones y obtener una emoción final para la frase. La marcación de las emociones a nivel de palabra no tiene (por sí misma) una aplicación clara; por ejemplo, una voz que cambiase de emoción en cada palabra, en lugar de favorecer la comunicación, haría todo lo contrario.

El marcado a nivel oración, resultaría de la combinación de las emociones asociadas a cada una de las palabras. Esta granularidad, parece más acertada para la marcación de emociones. Si observamos la estructura de los textos, parece claro que cada oración puede de transmitir una emoción.



El marcado a nivel de párrafo o capítulo resultaría una selección adecuada para el marcado de textos positivos, negativos o neutros o para la distinción entre textos objetivos y subjetivos. Pero no parece una selección muy adecuada para la identificación de emociones, ya que en un texto nos interesará ir observando cómo se van modificando las emociones según avanza la narración y como la emoción de una oración puede influir en la emoción de la siguiente.

En este trabajo se propone que la unidad emocional será la oración, cada una de las oraciones que componen un texto tendrá asociada una emoción.

1.7 Evaluación

La evaluación del clasificador fue con el método *10-folds cross-validation*, también fue necesario, dado que no existen trabajos con los cuales compararnos directamente, definir un *baseline* (método base), con el cual se tiene una referencia acerca de la valía de los resultados en los trabajos de clasificación automática.

1.8 Organización del trabajo

Capítulo 2. Se describe el estado del arte, en el cual se mencionan los recursos léxicos existentes necesarios para el tema que nos atañe, así como los resultados de los trabajos relacionados y una descripción de los mismos

Capítulo 3. Se describe el marco teórico relacionado con este trabajo, el cual grosso modo incluye: teoría de las emociones desde una perspectiva psicológica y una descripción de métodos clásicos de análisis de concordancia.

Capítulo 4. Se da una descripción de la metodología de creación y evaluación el diccionario con términos afectivos.

Capítulo 5. Se da una descripción de la metodología utilizada en la creación del corpus de textos y se explica un nuevo método para la evaluación de concordancia inter-evaluadores para variables nominales con categorías no mutuamente excluyentes.



Capítulo 6. Se describe la preparación y aplicación del corpus en diversos clasificadores y se muestra la comparación de resultados.

Capítulo 7. Se describen las características fisiológicas de la voz emocional, y se indican los parámetros fundamentales para su aplicación en la tarea de síntesis de voz emotiva.

Capítulo 8. Se dan las conclusiones generales y se proponen algunos trabajos a realizarse.



Capítulo 2. Estado del arte

Existen distintas posibilidades para elegir con respecto a la parte del texto que vamos a marcar con las distintas emociones: palabra, oración, párrafo, capítulo, etcétera. A continuación se presentan las estructuras más comunes y como las emociones son asociadas a estas estructuras:

- Análisis a nivel de oración. En este caso las oraciones son clasificadas en una de las emociones posibles. La unidad emocional en este caso es la oración.
- Estructura emocional. Las oraciones marcadas emocionalmente se combinan en estructuras mayores empleando un algoritmo que nos ayude a decidir que emoción asignar a las estructura resultante. Existen un gran número de posibilidades a momento de seleccionar la emoción asignada a la estructura, uno de los métodos más sencillo sería el esquema de “el ganador se lo queda todo” en el que la emoción que más veces aparece en la estructura es la que se asigna a la estructura emocional final. Otro algoritmo más sofisticado es el uso de redes Bayesianas para calcular para cada oración la probabilidad de estar en cada una de las emociones, a continuación se suman estas probabilidades y se obtiene como emoción de la estructura la que ha conseguido una probabilidad mayor. Para determinar las fronteras entre las unidades de texto se puede emplear la estructura del texto o las palabras claves del discurso. Emplear la estructura del texto implica que las estructuras afectivas se correspondan con las pausas del relato, como los párrafos, escenas o capítulos. Las palabras clave del discurso son palabras y oraciones que denotan una pausa en el discurso, como por ejemplo oraciones que comienzan con “de repente” o “sorprendentemente”.



2.1 Diccionarios afectivos

Un diccionario afectivo es un diccionario en el que las palabras están marcadas con etiquetas afectivas (por ejemplo, activación, evaluación, alegría o enojo). Ahora se enuncian los diccionarios afectivos que se han desarrollado a lo largo de los años.

Lasswell Value Dictionary y General Inquirer. A comienzos de los años 60 investigadores como Stone y Lasswell comenzaron a construir diccionarios en los que las palabras estaban marcadas explícitamente con etiquetas afectivas. Por ejemplo, el Lasswell Value Dictionary (Lasswell & Namenwirth, 1969) marca las palabras con valores binarios correspondientes a 8 dimensiones básicas: la riqueza, el poder, la rectitud, el respeto, la iluminación, la habilidad, la afectividad y el bienestar (*wealth, power, rectitude, respect, enlightenment, skill, affection y wellbeing*). Stone trabajó en la construcción del diccionario General Inquirer (Stone, Dunphy, & Smith, 1966) que en nuestros días continúa en marcha. En este diccionario existe una gran variedad de etiquetas como: activo, pasivo, fuerte, débil, el placer, el dolor, la sensación, la excitación, la virtud, el vicio, exagerado o subestimado (*active, passive, strong, weak, pleasure, pain, feeling, arousal, virtue, vice, overstated o understated*). En este tipo de diccionario, todas las etiquetas son binarias, las palabras en estos casos o poseen el atributo o no lo poseen; no se trata el grado. Por ejemplo, en el General Inquirer, la palabra *admire* tiene entre otras etiquetas *positive* y *pleasure*.

Diccionario de Hatzivassiloglou y McKeown. Existen experimentos más recientes que tratan de encontrar etiquetas como *positive* o *negative* de manera automática a través del análisis de un corpus. Hatzivassiloglou y McKeown (Hatzivassiloglou & McKeown, 1997) tomaron un número de adjetivos que aparecían frecuentemente y a los que decidieron dar una orientación y luego emplearon estadísticas acerca de cuándo dos adjetivos aparecían juntos en un corpus siguiendo el patrón "adjetivo1 y adjetivo2" para clasificar automáticamente, los adjetivos que tenían una orientación positiva o negativa. Básicamente la idea es que si un adjetivo aparece junto a otro del que se conoce la polaridad y el primero toma la polaridad del que ya teníamos



clasificado. De este modo obtuvieron un diccionario de adjetivos clasificados como *positive* o *negative*.

WordNetAffect. Fue desarrollado de forma semiautomática por Strapparava y Valitutti (Strapparava & Valitutti, 2004). Cada palabra de WordNet tiene asignada una etiqueta afectiva. Es una parte de WordNet Domains (recurso léxico creado para aumentar WordNet con etiquetas de dominio como *Economy*, *Transport*, *Architecture* o *Play*). Las etiquetas que marcan cada una de las palabras incluyen:

- Etiquetas semánticas basadas en las teorías psicológicas y sociales (Ortony, Clore, & Collins, 1988) (Elliot, 1992) (Ekman, 1992).
- Etiquetas para la dimensión emocional evaluación (*positive* o *negative*).
- Etiquetas para la dimensión emocional activación (*active* o *passive*).

El Dictionary of Affect in Language(DAL) (Whissell, 1989). Es un recurso diseñado para medir el significado emocional de palabras y textos. Para cumplir su función se comparan las palabras con una lista de 8,742 palabras que han sido marcadas por distintas personas en términos de las dimensiones activación y evaluación e imágenes (facilidad a la hora de imaginarse la palabra y dibujarla).

Diccionario de Turney y Littman.- Turney y Littman (Turney & Littman, 2003) encontraron otra manera efectiva de decidir cuándo una palabra se podía considerar positiva o negativa. Dado un conjunto de palabras que ellos sabían que eran positivas o negativas probaron que tan frecuentemente podía aparecer una palabra en un contexto con un conjunto de palabras positivas: bueno, bonito, excelente, positivo, feliz, correcto, superior (*good, nice, excellent, positive, fortunate, correct, superior*), y en un contexto con palabras negativas: malo, feo, pobre, negativo, desafortunado, equivocado, inferior (*bad, nasty, poor, negative, unfortunate, wrong, inferior*). Empleando la información de los puntos cercanos (Church & Hanks, 1989) y las estadísticas de las páginas en las que aparece una palabra (empleando en Altavista el operador NEAR, clasificaron como positivas aquellas palabras que aparecían de forma más significativa con un conjunto de palabras positivas; y como negativas aquellas que aparecían con palabras negativas).



Clairvoyance Affect Lexicon. A principios de los 90 apareció el Clairvoyance Affect Lexicon (Huettner & Subasic, 2000) desarrollado a mano. Las entradas de este diccionario consistían en cinco campos:

- Lema de la palabra.
- *Part-of-speech*.
- Clase afectiva: crearon un pequeño conjunto de categorías emocionales como: la ira, la felicidad o el miedo (*anger, happiness* o *fear*).
- Centralidad: mide la centralidad de la palabra en la clase afectiva. Se trata de un valor puesto a mano entre 0.0 y 1.0 que trata de medir la relación de la palabra con la clase afectiva en la que ha sido clasificada.
- Intensidad: trata de medir la intensidad emocional de la palabra. Una palabra puede pertenecer a varias clases afectivas con distinta centralidad, por ejemplo, jubiloso (*gleeful*) tiene un centralidad de 0.7 para felicidad (*happiness*) y una centralidad de 0.3 para excitación (*excitement*), pero en ambos casos tiene la misma intensidad, 0.6.

Diccionario de Grefenstette (Grefenstette, Qu, Evans, & Shanahan, 2006). Introdujeron los patrones sintácticos en la obtención de un diccionario de palabras afectivas. Crearon una serie de patrones construyendo oraciones de dos palabras que contuviesen una de las siguientes 21 palabras: aparecer, aparece, apareció, aparece, sentir, siente, sentimiento, sentir, son, ser, es, fue, fueron, mirar, mirado, mira, mira, parecer, parece, pareció y parece (*appear, appears, appeared, appearing, feel, feels, feeling, felt, are, be, is, was, were, look, looked, looks, looking, seem, seems, seemed* y *seeming*) seguida de una de estas 5: casi, extremadamente, así, también y muy (*almost, extremely, so, too, very*). Cada uno de estos 105 patrones resultantes fueron buscados en www.alltheweb.com. En cada una de las páginas obtenidas en la búsqueda se averiguo la palabra que aparecía directamente a continuación del patrón. Las palabras más comunes que aparecían, por ejemplo para el patrón “buscando extremadamente” (“*looking extremely*”) fueron: bueno, contento, incómodo, aburrido, feliz, prometedor, cansado, molesto y pálido (*good, pleased, uncomfortable, bored, happy, promising, tired, pissed* y *pale*). A continuación una persona clasificó cada una de las palabras que aparecían a continuación de los patrones filtrando en



primer lugar aquellas que tenían un componente afectivo y de entre estas cuales se podían considerar positivas y cuales negativas. Una segunda opción para clasificar estas palabras fue hacerlo de forma automática siguiendo la técnica de Turney y Littman descrita anteriormente.

Affective Norms for English Words (ANEW) (Bradley & Lang, Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings, 1999) fue desarrollada para obtener un conjunto de medidas emocionales para un gran número de palabras inglesas. El objetivo de la lista ANEW era obtener un conjunto de palabras medidas en términos de activación, evaluación y control para complementar al International Affective Picture System (IAPS) (Lang, Bradley, & Cuthbert, International affective picture system (IAPS): Technical manual and affective ratings, 1999) y el International Affective Digitized Sounds (IADS) (Bradley & Lang, The international affective digitized sounds (IADS): stimuli, instruction manual and affective ratings, 1999) que son una colección de dibujos y sonidos estimulantes respectivamente, que también incluyen medidas emocionales. ANEW, IAPS y IADS han sido desarrolladas y distribuidas por Center for Emotion y Attention (CSEA) del National Institute of Mental Health (NIMH).

Para obtener la lista ANEW se pidió a un grupo de personas que marcaran un conjunto de palabras con los valores para las dimensiones de activación, evaluación y control. Para hacer más fácil a los evaluadores la asignación de estos valores se les proporciono el Self-Assessment Manikin (SAM) (Lang, Behavioral treatment and bio-behavioral assessment: Computer applications, 1980), un sistema para la marcación de contenido afectivo desarrollado por Lang. Las palabras fueron marcadas fuera de contexto. A los evaluadores se les iban mostrando palabras aisladas que tenían que clasificar según la activación, la evaluación y el control con la ayuda del estándar SAM.



2.2 Categorías de métodos existentes para el marcado de texto con emociones

Los métodos existentes se pueden agrupar en cinco categorías: detección de palabras clave, afinidad léxica, procesamiento estadístico del lenguaje natural, métodos basados en el conocimiento del mundo real y métodos manuales.

Detección de palabras clave. En el método de *keyword spotting* (identificación de palabras clave) u obtención de palabras claves, el texto es marcado con emociones basándose en la presencia de palabras afectivas como feliz, triste o furioso (*happy, sad o enraged*). Ejemplos de este método son el Elliott's Affective Reasoner (Elliott, 1992) o el Affective Lexicon (Ortony, Clore, & Collins, 1988). Los puntos débiles de este método de marcado son dos fundamentalmente:

- Reconocimiento pobre de emociones cuando está implicada la negación. Por ejemplo en la oración “Cenicienta no era feliz”, feliz estará marcada como una emoción alegre y así se etiquetaría la oración cuando realmente la oración no es alegre sino más bien todo lo contrario.
- Confianza en aspectos superficiales (palabras), cuando en la práctica, muchas de las emociones expresadas se encuentran de manera subyacente en lugar de estar expresadas en los adjetivos.

Afinidad léxica. Se trata de un método más sofisticado que el anterior. Esta técnica no solo detecta las palabras afectivas más obvias sino que asigna a palabras arbitrarias la probabilidad de ser afines a una determinada emoción. Por ejemplo, la palabra accidente (*accident*) puede tener asignada una probabilidad del 75% de ser indicativa de una emoción negativa, como por ejemplo en accidente de coche (*car accident*) pero también puede tener asignada una probabilidad del 25% de ser indicativa de una emoción positiva, como por ejemplo, en “Yo encontré mi novia por accidente” (*I met my girlfriend by accident*). Estas probabilidades normalmente se obtienen de un corpus. Un ejemplo de este tipo de sistemas es el sistema de clasificación de críticas cinematográficas de Pang y Vaithyanathan (Pang, Lee, & Vaithyanathan, 2002). Los problemas principales de esta técnica son los siguientes:



- Está basada en el nivel de la palabra, por lo tanto puede presentar problemas en aquellas oraciones en las que intervenga la negación al igual que ocurría con el método de detección de palabras claves.
- Las probabilidades son obtenidas a partir de un corpus determinado, lo que hace difícil su reutilización y su independencia del dominio.

Procesamiento estadístico del lenguaje natural. Consiste en alimentar a una máquina, provista de un algoritmo de aprendizaje automático, con un amplio corpus de textos marcados con emociones. Este tipo de sistemas no solo aprenden la valencia afectiva de las palabras clave como en el método de detección de palabras claves sino que además tienen en cuenta la valencia de otras palabras arbitrarias, signos de puntuación, etc.

Este tipo de técnicas son generalmente débiles semánticamente, es decir, con la excepción de las palabras afectivas obvias, otro tipo de elementos léxicos tienen un valor predictivo muy bajo de manera individual. En conclusión, estos métodos tan solo funcionan con un texto de entrada lo suficientemente extenso.

Métodos basados en el conocimiento del mundo real.- Este método emplea el conocimiento del mundo real para marcar los textos con emociones (Liu, Lieberman, & Selker, 2002). Además de mirar los aspectos superficiales del texto como hace el método de detección de palabras clave, este método evalúa las características afectivas del contenido semántico subyacente del texto. Estas técnicas nos permiten obtener las emociones de un texto incluso cuando no existen palabras claves afectivas. Se basa en un conocimiento acerca de las actitudes afectivas de las personas en determinadas situaciones, de las cosas y de las acciones. Existen tres bases de conocimiento del mundo real principalmente: Cyc (Lenat, 1995), Open Mind Common Sense (OMCS) (Singh, 2002) y Thought Treasure (Mueller, 2003).

2.3 Trabajos existentes para el marcado de textos con emociones

Sistema para la detección de la evaluación en los textos. Hay sistemas que en lugar de medir la emoción que expresa un texto miden tan solo una de las tres dimensiones



que describirían una emoción, la evaluación. Estos sistemas determinan como de agradable (positivo) o desagradable (negativo) es un determinado texto. Dentro de estos sistemas tenemos el trabajo desarrollado por Bestgen (Bestgen, 1993) que propone una técnica en la que el texto es dividido en segmentos y se obtiene una lista de todas las palabras que aparecen en cada segmento y su frecuencia en dicho segmento. A continuación estas palabras se buscan en un diccionario que contiene las palabras para las que se conoce la evaluación. Por último, se calcula el valor medio de la evaluación en cada segmento. Las palabras en este caso son tomadas totalmente fuera de contexto sin tener en cuenta las negaciones o los cuantificadores que podrían modificar los valores emocionales de las palabras que se ven afectadas por ellos. Además, en lugar de tomar todas las palabras que componen el segmento se toman solo algunas, las que aparecen en el diccionario.

Motor de marcación de texto con emoción para comunicación en tiempo real. Zhe y Boucouvalas (Zhe & Boucouvalas, 2002) han desarrollado un motor de extracción de emociones que puede analizar oraciones tecleadas por los usuarios. El sistema analiza las oraciones, detecta la emoción y muestra la expresión facial apropiada para la emoción detectada. El sistema solo analiza una oración cada vez. Las oraciones de entrada se pueden analizar sin ninguna información acerca del contexto.

Clasificación de críticas cinematográficas. Pang, Lee, y Vaithyanathan (Pang, Lee, & Vaithyanathan, 2002) han creado un sistema que clasifica críticas cinematográficas en críticas positivas y críticas negativas. Se empleó un corpus de 700 críticas positivas y 700 críticas negativas. El sistema tiene en cuenta la frecuencia de las palabras. Se emplean tres sistemas de clasificación: redes bayesianas, clasificación de máxima entropía y vectores. Las palabras se toman tal cual, no se extrae la raíz y no hay listas de palabras de parada y los signos de puntuación se tratan como una palabra más. No se realiza una selección de palabras clave en el texto sino que se usaban todas las palabras que aparecían. Las palabras negadas y sin negar se contabilizaban como dos palabras distintas. Se trata de un sistema de *afinidad léxica*.

Marcación de texto con emoción basada en el conocimiento del mundo real. Liu, Lieberman, y Selker (Liu & Lieberman, A model of textual affect sensing using real-



world knowledge, 2003) crearon un sistema basado en el conocimiento del mundo real. Los datos que emplearon fueron los del corpus Open Mind Common Sense (OMCS). Los hechos con relevancia afectiva son extraídos del corpus mediante el método de detección de palabras clave. A partir de estos hechos se construye un modelo afectivo. Este modelo consiste en un conjunto de componentes que se complementan a la vez que compiten entre sí. Para construir los modelos, las emociones se propagan por el corpus en tres fases. El valor inicial de cada emoción es 1, este valor se va reduciendo en cada propagación. Para clasificar un texto, este es dividido en oraciones, a continuación se procesa lingüísticamente para finalmente ser evaluado en un proceso de dos pasos empleando los modelos afectivos.

Método para la clasificación emocional de textos basados en diccionarios emocionales para lectura emocional.- Sugimoto y Yoneyama (Sugimoto & Yoneyama, 2006) han construido un sistema que clasifica la emoción de un texto japonés basándose en la distribución de las palabras emocionales, y clasifican la emoción de una oración basándose en la emoción de los nombres, los adjetivos y los verbos que componen una oración en lugar de partir del significado del texto. Se trata de un método de detección de palabras clave. Separan la clasificación en dos procesos:

- Dividen el texto en unidades y determinan la emoción de cada una de estas unidades, basándose en la frecuencia de las palabras emocionales distribuidas a lo largo de la unidad.
- La emoción de cada oración se obtiene basándose en el tipo de oración y en las palabras emocionales que aparecen en la frase.

Para decidir la emoción que expresa cada unidad del texto, marcan los nombres, los adjetivos y los adverbios que aparecen en la unidad con una emoción, empleando un diccionario de palabras emocionales para el japonés, y deciden la emoción de cada unidad basándose en la frecuencia de palabras relacionadas con cada emoción.

Cada oración es clasificada en una de las siguientes emociones: **alegría, tristeza, ira, sorpresa o neutral** (*joy, sorrow, anger, surprise o neutral*), basándose en la estructura gramatical y las palabras emocionales. La estructura gramatical la obtienen



a través del análisis morfológico y del análisis de dependencias. El japonés generalmente tiene tres tipos de oraciones: oraciones de adjetivo, de nombre o de verbo. Las reglas para determinar la emoción de una oración son diferentes dependiendo del tipo de frase. Las oraciones de adjetivo y de nombre se corresponden con las sentencias: S+V+C donde C es un adjetivo en las oraciones de adjetivo y un nombre en las oraciones de nombre. Las oraciones de verbo se corresponden con la estructura S+V o S+V+O.

En las oraciones de adjetivo o nombre, la emoción que tiene más peso es la del adjetivo o el verbo asignado al complemento.

En las oraciones verbales la emoción está determinada por la combinación del sujeto y del verbo.

Detección emocional en un sistema de improvisación textual. Se trata de un sistema para la detección emocional en un sistema virtual de improvisación dramática controlada por un director humano (Dhaliwal, Gillies, O'connor, Oldroyd, Robertson, & Zhang, 2007). El sistema contribuye a la aplicación de los sentimientos y el análisis subjetivo para la creación de agentes emocionales creíbles para la interacción en entornos narrativos.

El sistema emplea la dimensión emocional de la evaluación (negativa-positiva), etiquetas emocionales (que incluyen emociones básicas como ira (*anger*), estados de ánimo como hostilidad (*hostility*) y juicios de valor como bondad (*goodness*)) e intensidad. Las etiquetas emocionales junto con la intensidad se emplean cuando hay señales muy claras de afecto en el texto y la dimensión evaluación junto con la intensidad se usa cuando las pistas en el texto son muy débiles. A la hora de obtener la emoción asociada a un texto el sistema tiene en cuenta lo siguiente:

- Oraciones imperativas: Un fuerte indicador de afecto es el uso del modo imperativo, especialmente cuando se usa sin partículas que lo suavicen como por favor o podrías. El modo imperativo suele ser indicativo de emociones fuertes y/o actitudes groseras. Existe un tipo especial y común de oraciones con las que tratan especialmente, como “cállate” (*shut up*) o “no es asunto



suyo” (*mind your own business*) que indican normalmente emociones negativas muy fuertes. Emplean la salida sintáctica del parser Rasp (Briscoe & Carroll, 2002) y la información semántica de las 1.000 palabras inglesas más empleadas (Heise, 1965).

- Detección mediante reglas: Tienen un sistema de reglas que miran patrones gramaticales simples o plantillas con una lista de palabras alternativas. Si el sistema detecta marcas de exclamación o mayúsculas, la intensidad de la emoción se incrementa. Toman como indicador de la descripción de un estado de ánimo el uso de *I*, especialmente combinado con el presente o el futuro.
- Metáforas: Las metáforas en ocasiones se emplean para describir afecto, por ejemplo: “la temperatura en la oficina estaba cada vez más y esto no tenía nada que ver con que el termostato se fijó” (*the temperature in the office was getting higher and this had nothing to do with where the thermostat was set*), es una metáfora sobre el enfado. No solamente existen metáforas para describir emociones, sino que también se emplean las metáforas para transmitir emociones, por ejemplo: “cómprate tu ropa en el mercado de telas” (*you buy your clothes at the rag market*).

Marcación mediante n-gramas. Se trata de un sistema de marcación con emoción mediante n-gramas (Chambers, Tetreault, & Allen, 2006). Se basa en la idea de que existen oraciones clave en cada unidad, que identifican las emociones con que se debe marcar dicha unidad. A partir de un corpus de 45 transcripciones anotadas de conversaciones entre matrimonios obtiene un listado de palabras marcadas. Cada transcripción se divide en unidades, de una o más oraciones que representan cómo se siente el hablante respecto a un tópico determinado. Estas unidades se dividen en n-gramas que van desde uni-gramas hasta 5-gramas. Para procesar estos n-gramas y marcar automáticamente emplean modelos estadísticos basados en los datos de entrenamiento y un sistema basado en vectores.

SemEval 2007. Fue un *Workshop* que tuvo lugar en 2007 y que constaba de varias tareas. Dentro de estas tareas había una, la tarea 14, dedicada a Texto Afectivo (Strapparava & Mihalcea, 2007) .Esta tarea proponía la clasificación emocional de



titulares extraídos de sitios web de noticias. El objetivo era clasificar los titulares con la emoción apropiada: ira, asco, miedo, alegría, tristeza y sorpresa (*anger, disgust, fear, joy, sadness y surprise*) y/o con un indicador de valencia (positiva / negativa). El intervalo para la anotación de emociones fue [0,100], donde 0 significa que la emoción dada no existe en el titular y 100 representa la máxima carga emocional. El intervalo para la polaridad fue fijado en [-100,100], donde 0 representa un titular neutral, -100 representa un titular altamente negativo y 100 se corresponde con un titular altamente positivo.

Cinco equipos participaron en la tarea, con cinco sistemas para la clasificación de la polaridad y tres sistemas para el marcado con emociones. En la tabla 2.1 se muestran los resultados de cada equipo participante y a continuación se muestra el nombre y una breve descripción de cada equipo:

- **UPAR7:** Se trata de un sistema basado en reglas. El sistema usa el parser sintáctico de Stanford, y trata de identificar lo que se está diciendo sobre el sujeto principal explorando el gráfico de dependencias obtenido por el parser. Cada palabra se puntúa por separado para cada una de las emociones y para la polaridad. A continuación, la puntuación del sujeto principal se aumenta. Los contrastes entre “bueno” y “malo” son detectados, haciendo posible identificar noticias sorprendentemente buenas y malas. El sistema también tiene en cuenta: negaciones, verbos modales, contextos tecnológicos y celebridades.
- **SICS:** Este sistema implementa una solución simple para la anotación de la polaridad basada en un modelo de palabra—espacio y una serie de palabras como semilla. La idea es crear dos puntos en un espacio de palabras, uno representa la polaridad positiva y el otro la polaridad negativa, y a continuación proyectan cada titular en el espacio, seleccionando la polaridad cuyo punto está más cerca del titular.
- **CLaC:** Este sistema emplea tres tipos de conocimiento: una lista de palabras relacionadas con las emociones, una lista de modificadores de polaridad y un conjunto de reglas que definen el resultado de la combinación de las palabras afectivas de la primera lista y los modificadores. El sistema emplea una lista



de adjetivos marcados por humanos (Hatzivassiloglou and McKeown, 1997) ampliado con *synsets* tomados de WordNet. La lista fue expandida añadiendo todas las palabras que estaban anotadas como *Positive* o *Negative* en el General Inquirer.

- **CLaC-NB:** Este sistema emplea un clasificador Naive Bayes para asignar la polaridad a los titulares.
- **UA:** Este sistema emplea las estadísticas obtenidas de tres motores de búsqueda distintos: MyWay, AlltheWeb y Yahoo. Con esta información observan la distribución de los nombres, los verbos, los adverbios y los adjetivos, extraídos de los titulares, y las emociones.
- **SWAT:** es un sistema supervisado. Este sistema emplea la expansión de sinónimos para las palabras etiquetadas con emociones.

Tabla 2.1 Resultado de clasificación de categorías emocionales en semaval 2007.

EQUIPO	r	ACCURACY	PRECISION	RECALL	F1
ALEGRÍA					
SWAT	26.11	80.6	35.41	9.44	14.91
UA	2.35	81.8	40	2.22	4.21
UPART7	22.49	82.2	54.54	6.66	11.87
ENOJO					
SWAT	24.51	92.1	12	5	7.06
UA	23.2	86.4	12.74	21.6	16.03
UPART7	32.33	93.6	16.67	1.66	3.02
MIEDO					
SWAT	32.52	84.8	25	14.4	18.27
UA	23.15	75.3	16.23	26.27	20.06
UPART7	44.92	87.9	33.33	2.54	4.72
SORPRESA					
SWAT	11.82	89.1	11.86	10.93	11.78
UA	7.75	84.6	13.7	16.56	15
UPART7	16.71	88.6	12.12	1.25	2.27
REPULSIÓN					
SWAT	18.55	97.2	0	0	-
UA	16.21	97.3	0	0	-
UPART7	12.85	95.3	0	0	-
TRISTEZA					
SWAT	38.98	87.7	32.5	11.92	17.44



UA	12.28	88.9	25	0.91	1.76
UPART7	40.98	89	48.97	22.02	30.38

EL trabajo encontrado con mayor tasa de aciertos es: “*Emotion identification from text using semantic disambiguation*” (García & Alías, 2008) ver figura fig. 2.1. El cual presenta un sistema de identificación de emociones basado en texto, usando distintas tareas de procesamiento del lenguaje natural además de un diccionario afectivo. Su principal novedad es la incorporación de un desambiguador semántico que permite considerar el significado de la palabra en la oración antes de categorizarla emocionalmente.

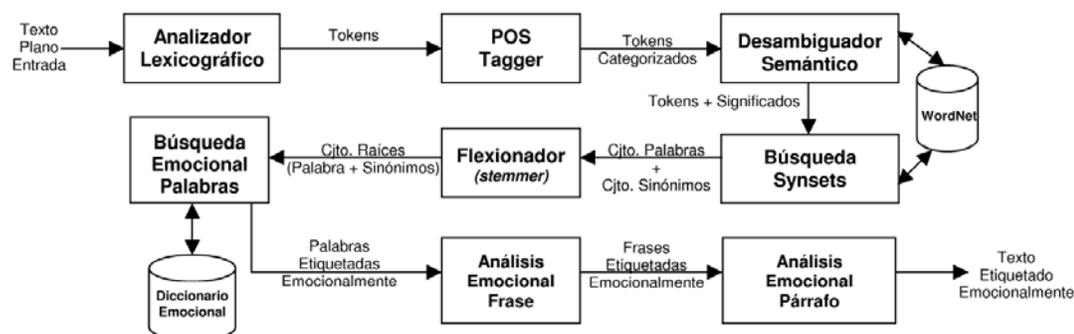


Figura 2.1: Diagrama a bloques del sistema.

El sistema incorpora un módulo de desambiguación semántica que permite extender dinámicamente el conjunto de palabras del texto a buscar en el diccionario afectivo. A partir de un texto de entrada, el sistema obtiene como salida el texto etiquetado emocionalmente mediante marcas XML. El sistema se ha diseñado para detectar las siguientes emociones: alegría, sorpresa, tristeza, enfado y miedo, así como el estado neutro (sin emoción). Asimismo, la arquitectura es independiente del idioma, presentando en este trabajo su aplicación para el inglés, junto a las primeras adaptaciones para el español (con menores prestaciones).

En cuanto al modelo emocional, el sistema utiliza el basado en dimensiones emocionales debido a: i) el uso de los diccionarios afectivos basados en el ANEW y su adaptación al español (Redondo, Fraga, Padrón, & Comesaña, 2007), y ii) a su futura integración dentro de un CTH expresivo, donde trabajar con datos continuos



permite generar voz sintética con mayor variedad emocional (Hofer, Richmond, & Clark, 2005). A continuación, se describe cada uno de los módulos del sistema.

Analizador lexicográfico y PoS tagger. El primer paso consiste en analizar el texto de entrada mediante un conjunto de expresiones regulares (*tokens*) que determinan la gramática del idioma de análisis. Como resultado, se obtiene la categorización gramatical básica de las palabras del texto, permitiendo filtrar aquellas sin significado afectivo potencial (*stop words*), como por ejemplo los artículos. Después, se procede a desambiguar las palabras restantes, que comparten la misma expresión regular, para determinar su función gramatical (sustantivos, adjetivos y verbos). Para ello se utiliza el PoS tagger proporcionado por la Universidad de Stanford (Toutanova & Manning, 2000) para el inglés, y Qtag2 para el español, debido a la implementación en Java de todo el sistema.

Desambiguador semántico. Cuando ya se tienen las palabras potencialmente emocionales, junto a sus correspondientes etiquetas gramaticales, se procede a desambiguar el significado de los sustantivos del texto. El objetivo es que el siguiente módulo solo busque los sinónimos, antónimos e hiperónimos del significado del sustantivo en el texto (búsqueda de *synsets*), reduciendo así la probabilidad de falsa asignación (p.ej. se asigna a ratón los valores del diccionario correspondientes al significado de animal cuando en el texto se refiere a dispositivo electrónico). En este trabajo se utiliza una modificación del algoritmo de máximo de desambiguaciones de relacionalidad (*maximum relatedness disambiguation*) propuesto en (Pedersen, Banejee, & Patwardhan, 2005), aplicándolo a todos los sustantivos del texto y con una ventana de desambiguación que abarca toda la frase. En cuanto a la medida de similitud semántica entre sustantivos, se utiliza la definida en (Jiang & Conrath, 1997), implementada en la biblioteca Java *Similarity*.

Búsqueda de *synsets*. Este módulo se encarga de extraer los sinónimos, antónimos e hiperónimo más directo de los adjetivos, verbos y sustantivos (con el significado indicado por el módulo anterior). De este modo, se amplía el espacio en la búsqueda de palabras. Así, aunque una palabra no esté en el diccionario afectivo, se puede buscar si lo está su sinónimo, antónimo o hiperónimo. Para encontrar este conjunto



semántico se utiliza WordNet 2.04. Al no disponer de WordNet para el español, solo se usarán el desambiguador semántico y la búsqueda de *synsets* para el inglés.

Flexionador. Seguidamente se elimina la flexión de las palabras potencialmente afectivas y de sus sinónimos, antónimos e hiperónimo. Al trabajar con la raíz de la palabra se consigue tener una mejor cobertura del idioma. De este modo, no se necesitará tener “perro” y “perros” en el diccionario, sino que “perr” será la representación única para ambos vocablos. Esto resulta fundamental para los idiomas fuertemente flexionadores como el español. En consecuencia, el flexionador se aplicará tanto a la hora de construir el corpus como en el momento previo a la búsqueda de palabras. En este trabajo se usa el flexionador de Porter (Porter, 1980) para el inglés, y el que ofrece el paquete Snowball5 para el español.

Diccionario afectivo. Éste es el elemento clave de cualquier identificador de emociones basado en EKS. En este trabajo se utiliza ANEW para el inglés y su adaptación ANSW para el español. Ambos contienen 1034 palabras puntuadas en las tres dimensiones (polaridad, activación y control) y normalizadas en este trabajo entre 0 y 10. En el diccionario, las palabras, además de estar etiquetadas emocionalmente, también tienen asignada la etiqueta gramatical para la cual fueron evaluadas (p.ej. la palabra “beso” (*kiss*) solo aparece como nombre). Este campo será muy útil para distinguir casos como por ejemplo afectar y afecto, que al eliminar la flexión (se quedan en *afect*) crearían ambigüedad.

Búsqueda de palabras. Este módulo se encarga de buscar en el diccionario afectivo las palabras junto con sus sinónimos, antónimos e hiperónimos, una vez filtradas y lematizadas. Se trata de un proceso iterativo que finaliza cuando se encuentra un emparejamiento (coincidencia de raíz y categoría gramatical), o el conjunto de datos queda vacío. En caso de darse un emparejamiento, se le asigna a la palabra del texto los valores de polaridad, activación y control indicados en el diccionario. En el caso de que el emparejamiento sea con el antónimo, se le asigna los valores complementarios. Si no hay éxito en la búsqueda, se le asigna el valor -1. Con este proceso se etiquetarán emocionalmente las palabras afectivas del texto.



Análisis a nivel de oración. Los valores de polaridad, activación y control de cada oración se obtienen del promedio de los valores de las palabras emocionadas que forman la frase. Asimismo, se asigna a cada oración una etiqueta emocional en función de los valores promedio obtenidos. Estas etiquetas son: alegría, sorpresa, tristeza, enfado, miedo y estado neutro. Los valores asignados a estas etiquetas han sido establecidos siguiendo (Albrecht, Schröder, Haber, & Seidel, 2005), situando como valores centroide de cada etiqueta los correspondientes a las palabras más comunes de cada emoción, y ajustándolos mediante la realización de pequeñas pruebas. El sistema debe tomar en consideración ciertos fenómenos lingüísticos que pueden modificar la emoción de la oración, como los modificadores emocionales y las negaciones.

En este trabajo, para el primero de ellos, solo se toma en consideración la presencia de adverbios de cantidad detectados mediante el analizador lexicográfico. Resaltar que se consideran seis intensidades distintas (tres positivas y tres negativas). Según la intensidad asociada, se le asigna un valor fijado experimentalmente (± 0.25 , ± 0.40 ó ± 0.66) que incrementará/decrementará la polaridad de la palabra emocional más cercana en el sentido adecuado. Para saber más sobre modificadores de polaridad, se recomienda consultar (Polanyi & Zaenen, 2004). Por su parte, el efecto causado por las negaciones se trata con un proceso que asigna a las palabras claves de emociones (*emotional keywords*) valores complementarios cuando se encuentran después de un adverbio de negación. Para ello, se ha considerado, de un modo relajado, que la presencia de una negación no tiene por qué negar todas las palabras que la siguen. Así pues, el sistema niega todo lo que sigue a la negación hasta encontrar una conjunción adversativa (p.ej. sino, pero, etc.), manteniendo los valores que las siguientes palabras tienen en el diccionario afectivo. En (Francisco & Gervás, 2006) se presenta otro método más completo basado en el análisis de dependencias sintácticas.

Análisis a nivel de párrafo. Tras tener todas las oraciones categorizadas emocionalmente, se analiza el texto a nivel de párrafo asignándole la media, por separado, de las tres dimensiones de todas las oraciones que forman dicha estructura



lingüística. Asimismo, se le asigna una etiqueta emocional. El análisis más exhaustivo de esta estructura queda abierto para trabajos futuros.

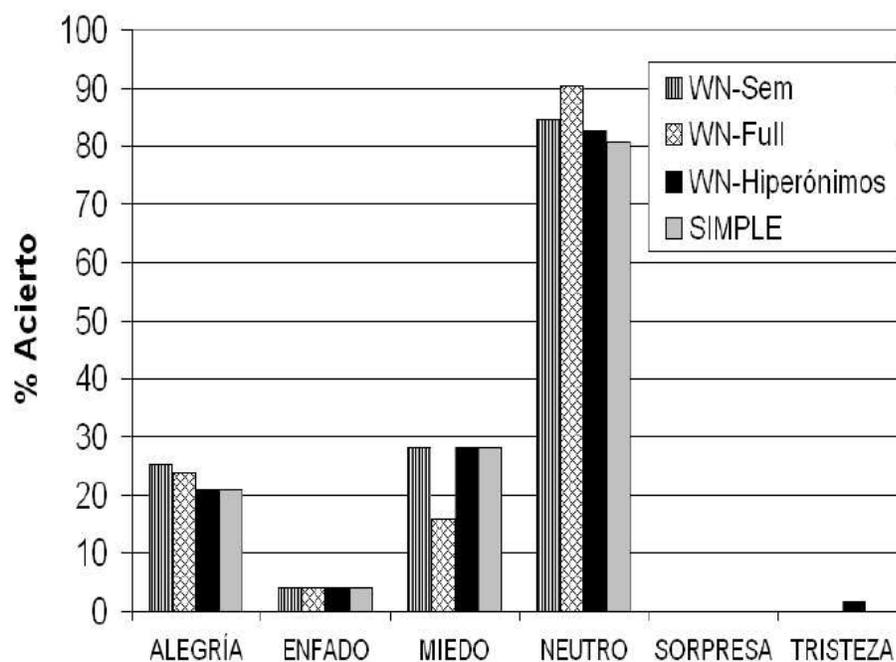
Análisis del sistema. En el estudio que se presenta a continuación se utiliza un corpus formado por 250 titulares de diarios en inglés, cuya emoción ha sido etiquetada manualmente estableciendo su grado de pertenencia (dentro del rango [0,100]) a cada una de las categorías consideradas: enfado, disgusto, miedo, alegría, tristeza y sorpresa (Strapparava & Mihalcea, 2007). Para poder disponer de unos datos afines con los de la salida del sistema propuesto, resulta necesario reetiquetar manualmente las oraciones del corpus con la categoría emocional más representativa. Mencionar que se asigna al titular la etiqueta enfado si la emoción que destaca es disgusto, al ser ésta la emoción más afín de las consideradas por nuestro sistema. El objetivo de este experimento es demostrar la mejora sucesiva del sistema a medida que se incorporan nuevos módulos. Para ello, se estudia la eficiencia de cuatro configuraciones distintas del sistema: **Simple**: sin WordNet ni desambiguación semántica. Solo se hará una búsqueda de las raíces de las palabras potencialmente emotivas dentro del diccionario afectivo. **WN-Hiperónimos**: incorpora la ontología WordNet para incluir los hiperónimos en la búsqueda dentro del diccionario afectivo. Esta configuración intenta emular el sistema descrito en (Francisco, Hervás, & Gervás, Expresión de emociones en la síntesis de voz en contextos narrativos, 2005), pero sin la presencia de un diccionario adicional construido por los autores. **WN-Full**: es idéntica a la configuración anterior, pero añadiendo en la búsqueda los sinónimos y antónimos. **WN-Sem**: incorpora el módulo de desambiguación semántica de sustantivos al WN-Full. De este modo, se buscan en el diccionario únicamente los sinónimos, antónimos e hiperónimos que solo hacen referencia al significado del sustantivo dentro del texto de entrada.

En la tabla 2.2 se presenta la tasa de acierto de clasificación de las distintas configuraciones del sistema. De la gráfica, se puede observar una mejora absoluta de un 2% entre el sistema **Simple** y el **WN-Sem**, con una tasa de acierto global significativamente superior a la de un clasificador aleatorio (16,67% dadas las 6 categorías). Asimismo, se puede ver una tendencia creciente (con pequeñas mejoras



sucesivas) a medida que se incorporan nuevas prestaciones al sistema. Una vez constatada esta tendencia global, se estudia el comportamiento de las cuatro configuraciones para cada una de las emociones de manera individual. Se puede apreciar cómo la configuración **WN-Sem** presenta, como mínimo, la misma tasa de acierto que **Simple**. Destaca también la falta de acierto por parte de todas las configuraciones sobre las emociones sorpresa y tristeza (a excepción de un acierto de una oración triste por parte de **WN-Hiperónimos**, siendo la tristeza la única emoción en la que gana a **WN-Sem**).

Tabla 2.2. Porcentaje de acierto de las cuatro configuraciones para cada emoción





Capítulo 3. Marco teórico

3.1 Las emociones

La emoción no es un fenómeno simple, sino que muchos factores contribuyen a ello. Izard (Izard, 1977) declaró que una definición completa de emoción debe tener en cuenta el sentimiento consciente de la emoción, los procesos que ocurren en el sistema nervioso y en el cerebro y los modelos expresivos observables de emoción. Las emociones se experimentan a veces cuando algo inesperado sucede y los efectos emocionales empiezan a tener el control en esos momentos.

Emoción y estado de ánimo son conceptos diferentes: mientras las emociones surgen repentinamente en respuesta a un determinado estímulo y duran unos segundos o minutos, los estados de ánimo son más ambiguos en su naturaleza, perdurando durante horas o días. Las emociones pueden ser consideradas más claramente como algo cambiante y los estados de ánimo son más estables. Aunque el principio de una emoción puede ser fácilmente distinguible de un estado de ánimo, es imposible definir cuando una emoción se convierte en un estado de ánimo; posiblemente por esta razón, el concepto de emoción es usado como un término general que incluye al de estado de ánimo.

Más allá de emociones y estados de ánimos está el rasgo a largo plazo de la personalidad, que puede definirse como el tono emocional característico de una persona a lo largo del tiempo. Muchos de los términos utilizados para describir emociones y sus efectos son necesariamente difusos y no están claramente definidos. Esto es atribuible a la dificultad para expresar en palabras los conceptos abstractos de los sentimientos, que no pueden ser cuantificados. Por ello, para describir características de las emociones se utilizan un conjunto de palabras emotivas, siendo seleccionadas la mayoría de ellas por elección personal en vez de comunicar un significado estándar.



3.1.1 Función de las emociones

Una emoción es un estado afectivo que experimentamos, una reacción subjetiva al ambiente que viene acompañada de cambios orgánicos (fisiológicos y endocrinos) de origen innato, influidos por la experiencia. Las emociones tienen una función adaptativa de nuestro organismo a lo que nos rodea. Es un estado que sobreviene súbita y bruscamente, en forma de crisis más o menos violentas y más o menos pasajeras.

En el ser humano la experiencia de una emoción generalmente involucra un conjunto de cogniciones, actitudes y creencias sobre el mundo, que utilizamos para valorar una situación concreta y, por tanto, influyen en el modo en el que se percibe dicha situación.

Durante mucho tiempo las emociones han estado consideradas poco importantes y siempre se le ha dado más relevancia a la parte más racional del ser humano. Pero las emociones, al ser estados afectivos, indican estados internos personales, motivaciones, deseos, necesidades e incluso objetivos. De todas formas, es difícil saber a partir de la emoción cual será la conducta futura del individuo, aunque nos puede ayudar a intuirlo.

Apenas tenemos unos meses de vida, adquirimos emociones básicas como el miedo, el enfado o la alegría. Algunos animales comparten con nosotros esas emociones tan básicas, que en los humanos se van haciendo más complejas gracias al lenguaje, porque usamos símbolos, signos y significados.

Cada individuo experimenta una emoción de forma particular, dependiendo de sus experiencias anteriores, aprendizaje, carácter y de la situación concreta. Algunas de las reacciones fisiológicas y comportamentales que desencadenan las emociones son innatas, mientras que otras pueden adquirirse.

3.1.2 Clasificación de las emociones

Muchas teorías sobre emociones usan el concepto de emociones básicas, las cuáles son fundamentales o primarias, siendo todas las demás emociones, modificaciones o



combinaciones de estas emociones básicas, en la tabla 3.1 desarrollada por (Greenberg, 2000) se da un ejemplo de emociones primarias y las secundarias más cercanas.

Tabla 3.1. Lista de emociones primarias y las secundarias más cercanas.

ALEGRÍA	ENFADO	MIEDO	REPULSIÓN	SORPRESA	TRISTEZA
Agradecido	Agresivo	Acomplejado	Aborrecimiento	Extrañeza	Abatido
Alegre	Colérico	Alarmado	Desagrado	Sobresalto	Agobiado
Animado	Crispado	Angustiado	Grima	Susto	Apenado
Calmado	Descontento	Ansioso	Repulsión	Consternación	Confuso
Confiado	Enfadado	Atemorizado	Antipatía	Pasmo	Decepcionado
Contento	Enojado	Aterrado	Aversión	Desconcierto	Deprimido
Dichoso	Excitado	Avergonzado	Repugnancia	Estupor	Desalentado
Encantado	Fastidiado	Confuso	Disgusto	Asombro	Desanimado
Entusiasmado	Furioso	Desesperado	Repudia	Fascinación	Desdichado
Eufórica	Insatisfecho	Desorientado	Repulsa	Admiración	Desmoralizado
Esperanzado	irascible	Horrorizado	Odio	Confusión	Frustrado
Feliz	Malhumorado	Inquieto	Manía	Chasco	Nostálgico
Gozoso	Molesto	inseguro	Rabia	Impresión	Soledad
Satisfecho	Nervioso	Intranquilo	Animadversión	Exclamación	Triste
Tranquilo	Rabioso	Pánico	Nauseabundo	Conmoción	Infeliz
Complacido	Tenso	Preocupado	Indignación	Estupefacción	Desconsolado
Libre	Violento	Temeroso	Enfado		Afligido
Fascinado	Irritado	Tenso	Desprecio		Amargado
Seguro	Indignado	Indeciso	Distanciamiento		Impotente
		Impotencia			

Sin embargo, no hay consenso sobre cuáles constituyen las emociones básicas, aun así en (Ortony & Turner, 1990) se describen diferentes propuestas de teorías de emociones bases y una descripción de sus fundamentos, lo cual se encuentra sintetizado en la tabla 3.2.

Tabla 3.2. Algunas teorías de clasificación de emociones básicas.

INVESTIGADOR	EMOCIONES BÁSICAS	BASES
Plutchik	<i>Aceptación, ira, anticipación, disgusto, alegría, miedo, tristeza, sorpresa</i>	Relación con los procesos biológicos de adaptación.
Arnold	<i>Ira, aversión, coraje, abatimiento, deseo, desesperación, miedo, odio, esperanza, amor, tristeza</i>	Relación con las tendencias de actuar.
Ekman, Friesen, y	<i>Ira, asco, miedo, alegría, tristeza, sorpresa</i>	Expresiones fisiológicas



Ellsworth		faciales universales.
Frijda	<i>Deseo, felicidad, interés, sorpresa, asombro, tristeza</i>	Formas de preparación de acciones.
Gray	<i>Rabia y terror, ansiedad, alegría</i>	Involuntarias.
Izard	<i>Ira, desprecio, asco, angustia, miedo, culpa, interés, alegría, vergüenza, sorpresa</i>	Involuntarias.
James	<i>Miedo, tristeza, amor, rabia</i>	Participación corporal.
McDougall	<i>Ira, asco, alegría, miedo, sumisión, oferta de emoción, asombro</i>	Con relación a los instintos.
Mowrer	<i>Dolor, placer</i>	Estados emocionales no aprendidos.
Oatley y Johnson-Laird	<i>Ira, asco, ansiedad, felicidad, tristeza</i>	No requieren contenido proposicional.
Panksepp	<i>Esperanza, miedo, ira, pánico</i>	Involuntarias.
Tomkins	<i>Ira, interés, desprecio, asco, angustia, miedo, alegría, vergüenza, sorpresa</i>	Disparadas neuralmente.
Watson	<i>Miedo, amor, rabia</i>	Involuntarias.
Weiner y Graham	<i>Felicidad, tristeza</i>	Atribuciones independientes.

3.1.3 Emociones básicas o primarias

Conocemos nuestras emociones gracias a su intromisión en nuestras mentes conscientes, sea ésta bienvenida o no. Pero las emociones no evolucionaron como sentimientos conscientes. Evolucionaron como resultado de especializaciones de la conducta y fisiológicas: respuestas físicas controladas por el cerebro que permitieron sobrevivir a organismos antiguos en entornos hostiles y procrear.

Aun cuando se ha avanzado mucho en materia de definir las emociones, hasta hoy, la psicología continúa estudiando si alguna reacción en particular se identifica con una emoción específica. Por ejemplo, si los escalofríos son una reacción exclusiva del miedo.

Pese a esto, la mayoría de los especialistas está de acuerdo en trazar una línea en el conjunto de las emociones humanas y distinguir aquellas que son primarias (evolutivamente) de las que son secundarias.

3.1.4 Postulado de las emociones básicas

El psicoevolucionista Plutchik (Plutchik, 1980) hizo los 10 postulados de las emociones básicas:



1. El concepto de emoción es aplicable a todos los niveles evolutivos y se aplica a los animales, así como a los seres humanos.
2. Las emociones tienen una historia evolutiva y se han desarrollado diversas formas de expresión en diferentes especies.
3. Las emociones tienen una función de adaptación para ayudar a tratar los organismos con problemas de supervivencia que plantea el medio ambiente.
4. A pesar de las diferentes formas de expresión de las emociones en diferentes especies, hay ciertos elementos comunes, o patrones prototipo, que se pueden identificar.
5. Hay un pequeño número de emociones básicas, primarias, o prototipo.
6. Todas las otras emociones son estados mixtos o derivados, es decir, se producen de las combinaciones, mezclas o compuestos de las emociones primarias.
7. Las emociones primarias son hipotéticamente construcciones o estados idealizados, cuyas propiedades y características solo puede deducirse por diversos tipos de pruebas.
8. Las emociones primarias pueden ser conceptualizadas en términos de pares de polos opuestos.
9. Todas las emociones varían en su grado de similitud entre sí.
10. Cada emoción puede existir en diversos grados de intensidad o de niveles de excitación.

3.1.5 Las emociones básicas de Ekman

Paul Ekman, nacido en 1934, es un psicólogo que ha sido un pionero en el estudio de las emociones y sus relaciones con la expresión facial. Ha sido considerado como uno de los cien psicólogos más destacados del siglo XX. Ekman asume una perspectiva evolutiva, en el sentido de que el desarrollo de los rasgos y estados del ser humano, en el tiempo, es el fundamento de sus investigaciones.

Ekman nació en 1934 en Washington, DC y creció en Newark, New Jersey, Washington, Oregón y California. Su padre era pediatra.



Recibió el Premio de Investigación Científica del National Institute of Mental Health (NIMH) en 1971, que renovó en 1976, 1981, 1987, 1991 y en 1997. Durante más de 40 años el NIMH financió sus investigaciones a través de becas y premios diversos.

En 2001, Ekman trabajó al lado del actor inglés John Cleese para la BBC en una serie documental intitulada *The Human Face* (El rostro humano). Se jubiló en 2004 como profesor de psicología del departamento de psiquiatría de la Universidad de California, San Francisco (UCSF).

Contrario a las creencias de algunos antropólogos culturales, como Margaret Mead, Ekman encontró que las expresiones faciales de las emociones no son determinadas culturalmente, sino que son más bien universales y tienen, por consiguiente, un origen biológico, tal como planteaba la hipótesis de Charles Darwin.

La comunidad científica de la actualidad está de acuerdo en que los hallazgos de Ekman son válidos. Entre las expresiones que él clasificó como universales se encuentran aquellas que expresan la ira, la repugnancia, el miedo, la alegría, la tristeza y la sorpresa (Ekman, *Universals and cultural differences in facial expressions of emotion*, 1972).

Ekman desarrolló una lista de emociones básicas a partir de investigaciones transculturales en individuos destacados de la tribu de Papúa Nueva Guinea. Observó que los miembros de una cultura aislada de la Edad de Piedra son capaces de identificar con un alto grado de confiabilidad las expresiones emocionales al observar las fotografías tomadas a personas de culturas con las que ellos no han estado familiarizados.

También eran capaces de adjudicar ciertas expresiones faciales a las descripciones de situaciones específicas. Con esa información, llegó a la conclusión de que algunas expresiones son básicas, o biológicamente universales, en la especie humana. La siguiente es la lista elaborada por Ekman de las emociones básicas humanas, así como una breve descripción del rol o funciones que desempeñan:

- **ALEGRÍA:** nos induce hacia la reproducción (deseamos reproducir aquel suceso que nos hace sentir bien).



- ENOJO: nos induce hacia la destrucción.
- MIEDO: tendemos hacia la protección.
- SORPRESA: ayuda a orientarnos frente a la nueva situación.
- REPULSIÓN: nos produce rechazo hacia aquello que tenemos delante.
- TRISTEZA: nos produce sensación de pérdida, rechazo o decepción.

El psicólogo Mariano Chóliz (Chóliz, 2005) hace un análisis de las emociones básicas propuestas por Ekman, ya que reconoce que en ellas existe un mayor consenso a la hora de considerarlas distintivas, dicho análisis de presenta a continuación:

ALEGRÍA	
Características	La felicidad favorece la recepción e interpretación positiva de los diversos estímulos ambientales. No es fugaz, como el placer, sino que pretende una estabilidad emocional duradera.
Instigadores	-Logro, consecución exitosa de los objetivos que se pretenden. -Congruencia entre lo que se desea y lo que se posee, entre las expectativas y las condiciones actuales y en la comparación con los demás.
Actividad Fisiológica	-Aumento en actividad en el hipotálamo, septum y núcleo amigdalino. -Aumento en frecuencia cardíaca, si bien la reactividad cardiovascular es menor que en otras emociones, como ira y miedo. -Incremento en frecuencia respiratoria.
Procesos cognitivos implicados	-Facilita la empatía, lo que favorecerá la aparición de conductas Altruistas. -Favorece el rendimiento cognitivo, solución de problemas y creatividad, así como el aprendizaje y la memoria. -Dicha relación, no obstante, es paradójica, ya que estados muy intensos de alegría pueden enlentecer la ejecución e incluso pasar por alto algún elemento importante en solución de problemas y puede interferir con el pensamiento creativo.



Función	<ul style="list-style-type: none">-Incremento en la capacidad para disfrutar de diferentes aspectos de la vida.-Genera actitudes positivas hacia uno mismo y los demás, favorece el altruismo y empatía.-Establecer nexos y favorecer las relaciones interpersonales.-Sensaciones de vigorosidad, competencia, trascendencia y libertad.-Favorece procesos cognitivos y de aprendizaje, curiosidad y flexibilidad mental.
Experiencia subjetiva	<ul style="list-style-type: none">-Estado placentero, deseable, sensación de bienestar.-Sensación de autoestima y autoconfianza.

ENOJO	
Características	La ira es el componente emocional del complejo AHI (Agresividad-Hostilidad-Ira). La hostilidad hace referencia al componente cognitivo y la agresividad al conductual. Dicho síndrome está relacionado con trastornos psicofisiológicos, especialmente las alteraciones cardiovasculares
Instigadores	<ul style="list-style-type: none">-Estimulación aversiva, tanto física o sensorial, como cognitiva.-Condiciones que generan frustración, interrupción de una conducta motivada, situaciones injustas, o atentados contra valores morales.-Extinción de la operante, especialmente en programas de reforzamiento continuo.
Actividad Fisiológica	<ul style="list-style-type: none">-Elevada actividad neuronal y muscular.-Reactividad cardiovascular intensa (elevación en los índices de frecuencia cardiaca, presión sistólica y diastólica).
Procesos cognitivos implicados	<ul style="list-style-type: none">-Focalización de la atención en los obstáculos externos que impiden la consecución del objetivo o son responsables de la frustración.-Obnubilación, incapacidad o dificultad para la ejecución eficaz de procesos cognitivos.



Función	<p>-Movilización de energía para las reacciones de autodefensa o de ataque.</p> <p>-Eliminación de los obstáculos que impiden la consecución de los objetivos deseados y generan frustración. Si bien la ira no siempre concluye en agresión, al menos sirve para inhibir las reacciones indeseables de otros sujetos e incluso evitar una situación de confrontación.</p>
Experiencia subjetiva	<p>-Sensación de energía e impulsividad, necesidad de actuar de forma intensa e inmediata (física o verbalmente) para solucionar de forma activa la situación problemática.</p> <p>-Se experimenta como una experiencia aversiva, desagradable e intensa. Relacionada con impaciencia.</p>

MIEDO	
Características	<p>El miedo y la ansiedad quizá sean las emociones que han generado mayor cantidad de investigación y sobre las que se han desarrollado un arsenal de técnicas de intervención desde cualquier orientación teórica en psicología. El componente patológico son los trastornos por ansiedad están relacionados con una reacción de miedo desmedida e inapropiada. Es una de las reacciones que produce mayor cantidad de trastornos mentales, conductuales, emocionales y psicósomáticos. La distinción entre ansiedad y miedo podría concretarse en que la reacción de miedo se produce ante un peligro real y la reacción es proporcionada a éste, mientras que la ansiedad es desproporcionadamente intensa con la supuesta peligrosidad del estímulo.</p>
Instigadores	<p>-Situaciones potencialmente peligrosas. Los estímulos condicionados a una reacción de miedo pueden ser de lo más variado y, por supuesto, carecer objetivamente de peligro.</p> <p>-Situaciones novedosas y misteriosas, especialmente en niños.</p> <p>-Abismo visual en niños, así como altura y profundidad.</p> <p>-Procesos de valoración secundaria que interpretan una situación como peligrosa.</p> <p>-Dolor y anticipación del dolor.</p>



Actividad Fisiológica	-Aceleración de la frecuencia cardíaca, incremento de la conductancia y de las fluctuaciones de la misma.
Procesos cognitivos implicados	-Valoración primaria: amenaza. Valoración secundaria: ausencia de estrategias de afrontamiento apropiadas. -Reducción de la eficacia de los procesos cognitivos, obnubilación. Focalización de la percepción casi con exclusividad en el estímulo temido.
Función	-Facilitación de respuestas de escape o evitación de la situación peligrosa. El miedo es la reacción emocional más relevante en los procedimientos de reforzamiento negativo. -Al prestar una atención casi exclusiva al estímulo temido, facilita que el organismo reaccione rápidamente ante el mismo. -Moviliza gran cantidad de energía. El organismo puede ejecutar respuestas de manera mucho más intensa que en condiciones normales. Si la reacción es excesiva, la eficacia disminuye, según la relación entre activación y rendimiento.
Experiencia subjetiva	-Se trata de una de las emociones más intensas y desagradables. Genera aprensión, desasosiego y malestar. -Preocupación, recelo por la propia seguridad o por la salud. -Sensación de pérdida de control.

REPULSIÓN	
Características	El asco es una de las reacciones emocionales en las que las sensaciones fisiológicas son más patentes. La mayoría de las reacciones de asco se generan por condicionamiento interoceptivo. Está relacionado con trastornos del comportamiento, tales como la anorexia y bulimia, pero puede ser el componente terapéutico principal de los tratamientos basados en condicionamiento aversivo, tales como la técnica de fumar rápido.
Instigadores	-Estímulos desagradables (químicos fundamentalmente) potencialmente peligrosos o molestos. -EC condicionados aversivamente. Los EI suelen ser olfativos o gustativos.



Actividad Fisiológica	-Aumento en reactividad gastrointestinal. -Tensión muscular.
Función	-Generación de respuestas de escape o evitación de situaciones desagradables o potencialmente dañinas para la salud. Los estímulos suelen estar relacionados con la ingesta de forma que la cualidad fundamental es olfativa u olorosa, si bien los EC pueden asociarse a cualquier otra modalidad perceptiva (escenas visuales, sonidos, etc.) -A pesar de que algunos autores restringen la emoción de asco a estímulos relacionados con alimentos en mal estado o potencialmente peligrosos para la salud, lo cierto es que esta reacción emocional también se produce ante cualquier otro tipo de estimulación que no tenga por qué estar relacionada con problemas gastrointestinales. Incluso puede producirse reacción de asco ante alimentos nutritivos y en buen estado.
Experiencia subjetiva	-Necesidad de evitación o alejamiento del estímulo. Si el estímulo es oloroso o gustativo aparecen sensaciones gastrointestinales desagradables, tales como náusea.

SORPRESA	
Características	-Se trata de una reacción emocional neutra, que se produce de forma inmediata ante una situación novedosa o extraña y que se desvanece rápidamente, dejando paso a las emociones congruentes con dicha estimulación.
Instigadores	-Estímulos novedosos débiles o moderadamente intensos, acontecimientos inesperados. -Aumento brusco de estimulación. -Interrupción de la actividad que se está realizando en ese momento.
Actividad Fisiológica	-Patrón fisiológico característico del reflejo de orientación, disminución de la frecuencia cardíaca. -Incremento momentáneo de la actividad neuronal.
Procesos cognitivos implicados	-Atención y memoria de trabajo dedicadas a procesar la información novedosa. -Incremento en general de la actividad cognitiva.



Función	<ul style="list-style-type: none">-Facilitar la aparición de la reacción emocional y conductual apropiada ante situaciones novedosas. Eliminar la actividad residual en sistema nervioso central que pueda interferir con la reacción apropiada ante las nuevas exigencias de la situación.-Facilitar procesos atencionales, conductas de exploración e interés por la situación novedosa.-Dirigir los procesos cognitivos a la situación que se ha presentado.
Experiencia subjetiva	<ul style="list-style-type: none">-Estado transitorio. Aparece rápidamente y de duración momentánea hasta para dar paso a una reacción emocional posterior.-Mente en blanco momentáneamente.-Reacción afectiva indefinida, aunque agradable. Las situaciones que provocan sorpresa se recuerdan no tan agradables como la felicidad, pero más que emociones como ira, tristeza, asco o miedo.-Sensación de incertidumbre por lo que va a acontecer.

TRISTEZA	
Características	<ul style="list-style-type: none">-Aunque se considera tradicionalmente como una de las emociones displacenteras, no siempre es negativa. Existe gran variabilidad cultural e incluso algunas culturas no poseen palabras para definirla.
Instigadores	<ul style="list-style-type: none">-Separación física o psicológica, pérdida o fracaso.-Decepción, especialmente si se han desvanecido esperanzas puestas en algo.-Situaciones de indefensión, ausencia de predicción y control. La tristeza aparece después de una experiencia en la que se genera miedo debido a que la tristeza es el proceso oponente del pánico y actividad frenética.-Ausencia de actividades reforzadas y conductas adaptativas.
Actividad Fisiológica	<ul style="list-style-type: none">-Actividad neurológica elevada y sostenida.-Ligero aumento en frecuencia cardíaca, presión sanguínea y resistencia eléctrica de la piel.



Procesos cognitivos implicados	<ul style="list-style-type: none">-Valoración de pérdida o daño que no puede ser reparado.-Focalización de la atención en las consecuencias a nivel interno de la situación.-La tristeza puede inducir a un proceso cognitivo característico de depresión (tríada cognitiva, esquemas depresivos y errores en el procesamiento de la información), que son, según Beck, los factores principales en el desarrollo de dicho trastorno emocional.
Función	<ul style="list-style-type: none">-Cohesión con otras personas, especialmente con aquéllos que se encuentran en la misma situación.-Disminución en el ritmo de actividad. Valoración de otros aspectos de la vida que antes de la pérdida no se les prestaba atención.-Comunicación a los demás que no se encuentra bien y ello puede generar ayuda de otras personas, así como apaciguamiento de reacciones de agresión por parte de los demás, empatía, o comportamientos altruistas.
Experiencia subjetiva	<ul style="list-style-type: none">-Desánimo, melancolía, desaliento.-Pérdida de energía

3.3 Métodos de concordancia

3.3.1 Conceptos generales

Se dice que un instrumento o procedimiento es preciso si sus resultados son consistentes cuando se aplica más de una vez al mismo individuo bajo las mismas circunstancias. La precisión de un procedimiento se ve afectada por dos factores fundamentales: la variación propia del instrumento o procedimiento y la variación del examinador. La primera de ellas tiene que ver con la calidad y calibrado del instrumental de medida y diagnóstico, por ejemplo, el nivel de calidad y mantenimiento de un equipo radiográfico. La variación del observador o examinador está relacionada con su entrenamiento, formación y capacidad, y también se llama error del examinador. A menor variación de éste, mayor precisión se consigue a la hora de realizar una prueba y, por tanto, más válido será el resultado.



La variación de un observador respecto de sí mismo, de un estándar (prueba de oro) o de otros observadores, se puede medir por medio de la concordancia alcanzada al examinar y clasificar una serie de elementos (pacientes, radiografías, muestras biológicas, etc.). Por tanto, la precisión de las observaciones puede evaluarse de varias formas:

- Comparando un observador consigo mismo para estudiar el grado de concordancia de sus decisiones (concordancia intraobservador). Por ejemplo, entregándole a un radiólogo dos o más veces la misma serie de radiografías para que las clasifique como sospechosas de tuberculosis o libres de sospecha.
- Comparando un observador con un estándar. Por ejemplo, para estudiar el grado de concordancia de un reactivo utilizado en tamizaje frente a una prueba de confirmación.
- Comparando varios observadores entre sí para medir el grado de acuerdo entre ellos.

En términos generales, la concordancia es el grado con que dos o más observadores, métodos, técnicas u observaciones están de acuerdo sobre el mismo fenómeno observado (Cortes, 2008). Por lo tanto, la concordancia no evalúa la validez o la certeza sobre observaciones con relación a un estándar de referencia dado, sino cuán afines están entre sí las observaciones sobre el mismo fenómeno.

3.3.2 Acuerdo observado o índice de concordancia observada

Es la primera aproximación a la concordancia entre observadores; resulta, por tanto, la más intuitiva. Simplemente expresa el porcentaje de acuerdo entre ellos, es decir, en qué medida hubo coincidencia en la clasificación entre los observadores en relación al total de elementos examinados.

El problema que plantea este índice básico es que una parte de ese acuerdo, en principio desconocida, puede deberse exclusivamente al azar. Póngase, como ejemplo extremo, que dos ciudadanos, sin ningún tipo de formación especializada, clasifican una serie de sujetos en sanos o sospechosos de enfermedad, en vez de hacerlo dos especialistas en el tema.



Indudablemente, los resultados serán coincidentes para cierto número de sujetos, pero no debido a la coincidencia de criterios de los observadores, sino simplemente por azar.

¿Cómo se puede cuantificar el grado de acuerdo una vez eliminada la parte que puede atribuirse solamente al azar? Para ello se dispone del índice kappa elaborado por Cohen (Cohen, 1960).

3.3.2 Kappa de Cohen

El índice kappa relaciona el acuerdo que exhiben los observadores, más allá del debido al azar, con el acuerdo potencial también más allá del azar. En esencia, el proceso de elaboración del índice es el siguiente: se calcula la diferencia entre la proporción de acuerdo observado y la proporción de acuerdo esperado por azar; si ésta es igual a cero, entonces el grado de acuerdo que se ha observado puede atribuirse enteramente al azar; si la diferencia es positiva, ello indica que el grado de acuerdo es mayor que el que cabría esperar si solo estuviera operando el azar y viceversa: en el caso (ciertamente improbable) en que la diferencia fuera negativa entonces los datos estarían exhibiendo menos acuerdo que el que se espera solo por concepto de azar. Kappa es el cociente entre esa cantidad y el acuerdo máximo que se puede esperar sin intervención del azar. Este índice cumple las características que Hirji y Rosove (Hiriji & Rosove, 1990) definen que debe tener una medida de concordancia: primero, cuando los observadores son independientes, toma el valor 0; en segundo lugar, alcanza el valor máximo de 1 sólo si hay acuerdo perfecto entre los observadores y, por último, nunca es menor que -1.

Este índice es empleado exclusivamente para dos evaluadores y variables binarias —por ejemplo, positivo o negativo—, los resultados de las evaluaciones de los objetos de estudio deben ser introducidos en una tabla de frecuencias de doble entrada o (tabla 3.3) de contingencia.



Tabla 3.3. Tabla de contingencia.

		EVAL2		
		Positivo	Negativo	Total
EVAL1	Positivo	n_{11}	n_{12}	A_1
	Negativo	n_{21}	n_{22}	A_2
	Total	B_1	B_2	N

Dónde:

n_{11} es la cantidad de los objetos en los que el evaluador 1 y 2 han estimado como positivos².

n_{12} es la cantidad de objetos que el evaluador 1 calificó como positivos y el 2 como negativos.

n_{21} es la cantidad de objetos que el evaluador 1 calificó como negativos y el 2 como positivos.

n_{22} es la cantidad de los objetos que el evaluador 1 y 2 apreciaron como negativos.

A_1 y A_2 son la suma de los elementos de su fila ($A_1 = n_{11} + n_{12}$).

B_1 y B_2 son la suma de los elementos de su columna ($B_1 = n_{11} + n_{21}$).

N es la cantidad de objetos evaluados.

La estimación por el índice de kappa sigue la ecuación:

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (3.1)$$

Dónde:

P_o es la proporción de acuerdo observado y se calcula con:

$$P_o = \sum_{j=1}^2 \frac{n_{jj}}{N} \quad (3.2)$$

P_e es la proporción de acuerdo esperado al azar y se calcula con:

² Las sumatorias se realizan considerando la evaluación de un mismo objeto, esto aplica a las demás celdas.



$$P_e = \frac{((n_{11} + n_{12}) \times (n_{11} + n_{21})) + ((n_{21} + n_{22}) \times (n_{12} + n_{22}))}{N^2} \quad (3.3)$$

$$P_e = \sum_{j=1}^2 \frac{A_j \cdot B_j}{N^2} \quad (3.4)$$

Una interpretación propuesta (Landis & Koch, 1977) para valorar el grado de acuerdo en función del índice de kappa es:

Tabla 3.4. Interpretación del índice de kappa.

KAPPA	GRADO DE ACUERDO
< 0.0	sin acuerdo
0.0 – 0.2	insignificante
0.2 – 0.4	bajo
0.4 – 0.6	moderado
0.6 – 0.8	bueno
0.8 – 1.0	muy bueno

3.3.3 Kappa de Cohen con ponderación

El índice de kappa de Cohen ponderada (Cohen, A coefficient of agreement for nominal scales, 1968) es útil cuando se tienen variables de tipo multinominal, es decir tienen más de dos opciones o categorías para su evaluación, y que además sean variables ordinales; esto es, que tienen un orden establecido y no es intercambiable; por lo que, aunque no se dé una evaluación idéntica sobre un objeto, existirán valoraciones de concordancia diferentes, dependiendo de la posición de la categoría seleccionada en la evaluación. La tabla 3.5 es un ejemplo para la evaluación de múltiples categorías (Cat):

Tabla 3.5. Tabla de contingencia para kappa ponderada.

		EVAL 2				Total
		Cat 1	Cat 2	...	Cat m	
EVAL 1	Cat 1	n ₁₁	n ₁₂	...	n _{1m}	A ₁
	Cat 2	n ₂₁	n ₂₂	...	n _{2m}	A ₂

	Cat m	n _{m1}	n _{m2}	...	n _{mm}	A _m
	Total	B ₁	B ₂	...	B _m	N



En este método de evaluaciones, se establecen pesos para cuantificar la proporción de concordancia, en función de la distancia entre las m categorías elegidas en la evaluación del objeto de estudio. Para ello, se asigna un peso (w_{ij}) a la celda de cada categoría (tabla 3.6), con un valor comprendido entre 0 y 1.

Tabla 3.6. Tabla de doble entrada para asignación de pesos.

		EVAL 2			
		Cat 1	Cat 2	...	Cat m
EVAL 1	Cat 1	w_{11}	w_{12}	...	w_{1m}
	Cat 2	w_{21}	w_{22}	...	w_{2m}

	Cat m	w_{m1}	w_{m2}	...	w_{mm}

Los valores de los pesos dependen de la importancia que se quiera adjudicar a los desacuerdos. Inicialmente Cohen propuso una escala lineal (tabla 3.7a) de pesos dada por:

$$w_{ij} = 1 - \frac{|i - j|}{m - 1} \quad 1 \leq i, j \leq m \quad (3.5)$$

Dónde m es la cantidad de categorías.

Uno de pesos los más usados fue propuesto posteriormente (Fleiss & Cohen, 1973), el cual propone una escala conocida como bicuadrática o cuadrática (tabla 3.7b):

$$w_{ij} = 1 - \frac{(i - j)^2}{(m - 1)^2} \quad (3.6)$$

Tabla 3.7. Pesos lineales y bicuadrados para 4 categorías.

(a)

Peso Lineal		EVAL 2			
		Cat 1	Cat 2	Cat 3	Cat 4
EVAL 1	Cat 1	1	2/3	1/3	0
	Cat 2	2/3	1	2/3	1/3
	Cat 3	1/3	2/3	1	2/3
	Cat 4	0	1/3	2/3	1



(b)

Peso		EVAL 2			
		Cat 1	Cat 2	Cat 3	Cat 4
EVAL 1	Cat 1	1	8/9	5/9	0
	Cat 2	8/9	1	8/9	5/9
	Cat 3	5/9	8/9	1	8/9
	Cat 4	0	5/9	8/9	1

La expresión para la estimación del índice de kappa ponderada es:

$$k_w = \frac{P_{ow} - P_{ew}}{1 - P_{ew}} \quad (3.7)$$

Para calcular la concordancia observada (P_{ow}) se multiplica la tabla de evaluaciones por la tabla de pesos:

$$P_{ow} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k w_{ij} \cdot \left(\frac{n_{ij}}{N}\right) \quad (3.8)$$

Para calcular la concordancia esperada (P_{ew}) se multiplican los límites marginales por la tabla de pesos:

$$P_{ew} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k w_{ij} \cdot \left(\frac{A_i}{N}\right) \cdot \left(\frac{B_j}{N}\right) \quad (3.9)$$

El método de kappa ponderado es únicamente para dos evaluadores.

3.3.4 Kappa de Fleiss

Kappa de Fleiss, llamada así por Joseph L. Fleiss, es una medida estadística para evaluar la fiabilidad de un acuerdo entre un número fijo de los evaluadores en la asignación de calificaciones categórica a una serie de artículos o elementos de clasificación. Esto contrasta con kappas tales como kappa de Cohen, que sólo funcionan al evaluar el acuerdo entre dos evaluadores. La medida calcula el grado de acuerdo en la clasificación por lo que cabría esperar por azar y se anota como un



número entre -1 y 1. No hay acuerdo general en la medida encontrada, aunque hay directrices generales ya mencionadas (ver tabla 3.4).

Kappa de Fleiss se puede utilizar sólo con puntuaciones binarias o de escala nominal. Esta métrica es una generalización de la estadística Pi de Scott, una medida de la fiabilidad entre evaluadores. Se relaciona también con el estadístico kappa de Cohen. Considerando que pi Scott y el kappa de Cohen sirven sólo para dos evaluadores, kappa de Fleiss funciona para cualquier número de evaluadores con estimaciones categóricas nominales, es decir que el orden de las categorías es indiferente, a un número fijo de múltiples elementos. Puede interpretarse como la expresión de la medida en que la cantidad observada de acuerdo entre los evaluadores excede lo que cabría esperar si todos los evaluadores hicieron sus valoraciones completamente al azar.

Es importante señalar que mientras que kappa de Cohen asume que los mismos dos evaluadores han valorado un conjunto de elementos, kappa de Fleiss específicamente asume que si bien hay un número fijo de evaluadores (por ejemplo, tres), diversos artículos se clasifican por diferentes individuos (Fleiss, Measuring nominal scale agreement among many raters, 1971). Es decir, del artículo 1 puede ser evaluado con la calificación de evaluadores A, B y C, pero el artículo 2 podría ser evaluado por evaluadores D, E y F.

El acuerdo puede ser pensado de la siguiente manera, si un número fijo de personas asigna calificaciones numéricas a una serie de artículos, el kappa dará una medida de la consistencia de las calificaciones son. El índice kappa de Fleiss se puede definir igual que la expresión (3.1), la diferencia es como se calcula la concordancia esperada (P_e) y la concordancia observada (P_o).

Los datos de las evaluaciones son representados en una tabla de contingencia como la observada en la tabla 3.8.

Tabla 3.8 Tabla de contingencia para kappa de Fleiss.

	Cat₁	Cat₂	...	Cat_j
Obj₁	n_{11}	n_{21}	\dots	n_{j1}



Obj₂	n_{12}	n_{22}	...	n_{j2}
...
Obj_i	n_{1i}	n_{2i}	...	n_{ji}

Dónde:

n_{ji} son la suma de estimaciones positivas que los evaluadores otorgan a los objetos en una categoría dada. Por ejemplo si 10 evaluadores aprecian el objeto 1 (Obj₁) y los 10 creen que el objeto presenta las características de la categoría 1 (Cat₁), entonces la celda n_{11} será igual 10; en el supuesto de que 5 evaluadores aprecien las características de la categoría 1 y los otros 5 las de la categoría 2, entonces la celda n_{11} será igual a 5 y al celda n_{21} será igual a 5, las demás categoría de la misma fila valdrán cero.

Para evaluar la concordancia esperada (P_e) y la concordancia observada (P_o) se tiene:

$$P_j = \frac{1}{NR} \sum_{i=1}^N n_{ij} \quad 1 \leq j \leq M \quad (3.10)$$

$$P_e = \sum_{j=1}^M P_j^2 \quad (3.11)$$

$$P_i = \frac{1}{R(R-1)} \left[\left(\sum_{j=1}^M n_{ij}^2 \right) - (R) \right] \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.12)$$

$$P_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (3.13)$$

Dónde:

N: es el número total de objetos de estudio.

R: el número de evaluadores

M: es la cantidad de categorías de los objetos de estudio



Capítulo 4. Metodología para creación de un diccionario afectivo

Dado que el objetivo principal del trabajo está centrado en la determinación automática de categorías emocionales sobre textos en español a nivel oración, en la búsqueda del estado del arte se descubrió que los recursos léxicos necesarios para las pruebas del modelo son escasos y en algunos casos inexistentes, por lo que fue necesario crear algunos recursos indispensables. Básicamente se crearon dos recursos: un diccionario etiquetado con emociones y un corpus de textos también etiquetado con emociones; adicionalmente, en el caso del diccionario, proponer una forma de aplicación del método de kappa con ponderación para su utilización con múltiples evaluadores.

Actualmente existen algunos diccionarios que son útiles para los trabajos relacionados con la determinación automática de afectividad en texto, el inconveniente es que la mayoría son para el idioma inglés, como el *SentiWordNet* (Esuli & Fabrizio, 2003), el *WordNet-Affect* (Strapparava & Valitutti, 2004), el *General Inquirer* (Stone, Dunphy, & Smith, 1966) y el ANEW (*Affective Norms for English Words*) (Bradley & Lang, 1999). Para español el único recurso disponible es una adaptación del ANEW.

En esta sección se describe la metodología aplicada a la creación de un diccionario con palabras emocionales para el idioma español; se diferencia en varios aspectos de la adaptación al español del ANEW (Redondo, Fraga, Padrón, & Comesaña, 2007); primero por el hecho de que cada palabra proporciona información acerca de su categoría emocional, tomando como referencia las seis emociones básicas propuestas por Ekman, mientras que ANEW proporciona información con un enfoque de dimensiones emocionales; segundo, las palabras incluidas indican la frecuencia con que se usan con un sentido emocional, considerando diferentes contextos de aplicación; tercero, se aplicó una adaptación del método de concordancia ponderada en las evaluaciones realizadas, mientras que ANEW no lo hace. El diagrama de la



figura 4.1 corresponde a las tareas a realizar en la creación y evaluación del diccionario.

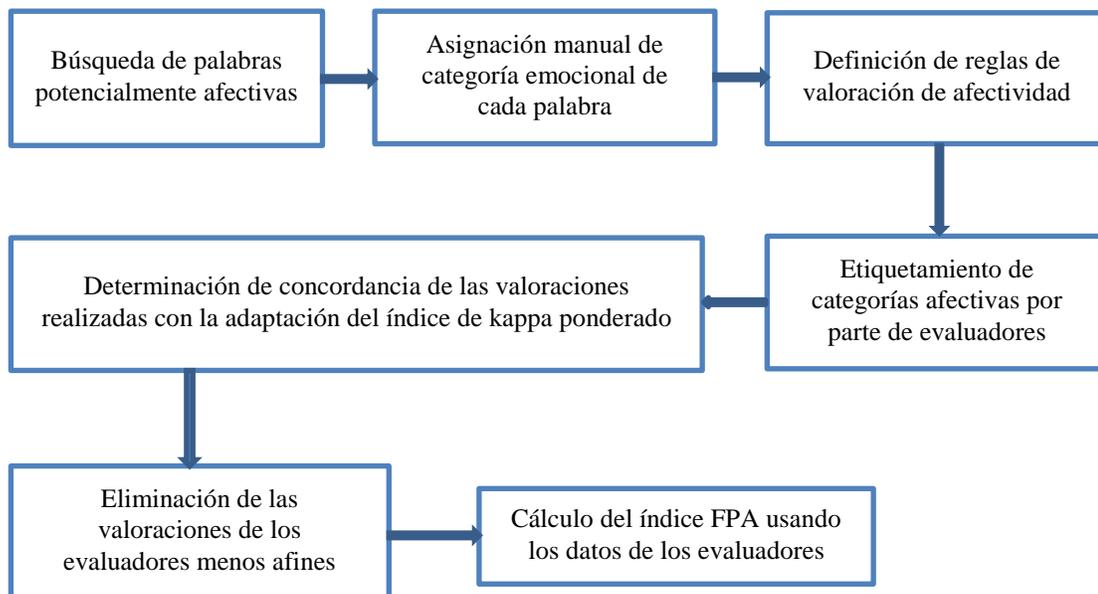


Figura 4.1. Diagrama a bloques de metodología de creación de diccionario afectivo.

Dado que la mayor cantidad de recursos están hechos para el idioma inglés, es importante desarrollarlos para otros idiomas, específicamente para el español, donde tan solo en América Latina existen más de 235 millones de usuarios de Internet (internautas³).

A grandes rasgos el método consiste en lo siguiente:

- Selección de palabras y su colocación en una categoría emocional específica.
- Trabajo con múltiples evaluadores, quienes realizaron estimaciones acerca del contenido emocional de las palabras seleccionadas, siguiendo una serie de criterios de valoración y reglas de etiquetado.
- Análisis de las evaluaciones utilizando el método de kappa ponderado, haciendo adecuaciones para su aplicación sobre múltiples evaluadores.
- Usando la información obtenida en el análisis de concordancia, se escogen los datos de los evaluadores más afines, para calcular el factor de probabilidad de uso afectivo (FPA) asociado a cada palabra.

³ <http://www.internetworldstats.com/stats.htm>



4.1 Selección de palabras del diccionario

La propuesta consiste en la creación de un diccionario etiquetado con emociones básicas: alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza. En primera instancia se tomó el recurso *WordNet-affect* para el inglés, el cual está conformado por *synsets*, en este caso son grupos de palabras sinónimas que comparten valores en su etiqueta la cual tiene tres aspectos: positivo, negativo y objetivo, cuya suma es 1. “Este recurso fue creado usando varias técnicas lingüísticas y clasificadores estadísticos, fue construido semiautomáticamente, y no todos los resultados fueron revisados manualmente, por lo que son de esperarse algunas clasificaciones incorrectas” (Martín-Wanton & Pons-Porrata, 2010) . Por otro lado, las palabras de este recurso también están separadas por categorías emocionales bajo el enfoque de Ekman. Para el diccionario propuesto, se tomaron las palabras de cada categoría existentes en el *WordNet-affect*, con los resultados mostrados en la tabla 4.1.

Tabla 4.1. Palabras por categoría obtenidas del *WordNet-affect*.

CATEGORÍA	PALABRAS (INGLÉS)
<i>Alegría</i>	399
<i>Repulsión</i>	252
<i>Enojo</i>	137
<i>Miedo</i>	53
<i>Sorpresa</i>	67
<i>Tristeza</i>	202
Total	1,110

Dado que *WordNet-affect* es un recurso en inglés, el siguiente paso fue traducir automáticamente cada una de las palabras, preservando su etiqueta de categoría emocional; para ello se utilizaron tres herramientas: traductor de *Google*, el *English-Spanish Interpreter Pro* y el traductor *Babylon*. La tabla 4.2 es un ejemplo de los resultados obtenidos.

Tabla 4.2. Segmento con traducción de palabras.

PALABRA	GOOGLE	INTERPRETER	BABYLON
<i>adorably</i>	<i>adorablemente</i>	<i>adorablemente</i>	<i>adorablemente, encantadoramente</i>



PALABRA	GOOGLE	INTERPRETER	BABYLON
<i>adoration</i>	<i>adoración</i>	<i>adoración</i>	<i>adoración, pleitesía, veneración</i>

Lo siguiente consistió en integrar los resultados de los tres traductores automáticos y eliminar los duplicados; la cantidad de términos resultantes por categoría emocional se pueden observar en la tabla 4.3.

Tabla 4.3. Cantidad de palabras por categoría después de la traducción.

CATEGORÍA	PALABRAS (ESPAÑOL)
<i>Alegría</i>	1,177
<i>Repulsión</i>	206
<i>Enojo</i>	959
<i>Miedo</i>	431
<i>Sorpresa</i>	267
<i>Tristeza</i>	551
Total	3,591

Sin embargo, algunos resultados de la traducción fueron descartados; por ejemplo, en la categoría “Tristeza” se encuentra la palabra inglesa “blue”, el traductor entregó “tristeza”, pero también “azul”; en español este término no tiene ninguna relación con la tristeza, por lo que fue suprimido. Cada una de las 3,591 palabras fue revisada en todas la acepciones presentes en el diccionario de María Moliner (1996), el criterio fue mantener aquellas palabras que en alguna de sus acepciones el significado indicará relación con la emoción de la categoría asociada; ante la menor duda en el análisis, la palabra se conservó.

Después del minucioso análisis y depuración de términos, se agregaron las palabras clasificadas según el criterio de Ekman mostradas en Greenberg (2000), el cual muestra las emociones primarias y las emociones secundarias más cercanas. La cantidad total de palabras resultante se observa en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4. Tamaño del diccionario después del depurado.

CATEGORÍA	PALABRAS (ESPAÑOL)
<i>Alegría</i>	668
<i>Repulsión</i>	209



CATEGORÍA	PALABRAS (ESPAÑOL)
<i>Enojo</i>	382
<i>Miedo</i>	211
<i>Sorpresa</i>	175
<i>Tristeza</i>	391
Total	2,036

4.2 Apreciación de evaluadores sobre emociones en palabras del diccionario

Una vez definida la lista de palabras del diccionario, se procedió a evaluar si las palabras propuestas guardaban relación con la emoción con que fueron asociadas (etiquetadas en la etapa de selección). Para ello se pidió ayuda a evaluadores voluntarios. Hay varias maneras de pedir que se realicen evaluaciones, lo cual depende de la información que se desee obtener. A los evaluadores, además del diccionario, se les proporciono un instructivo de evaluación, el cual se puede resumir así:

*Lo que se busca es cuantificar que tan probable es que el sentido con el que se usa la palabra que se evalúa, denote relación con la emoción a la cual se asocia. Nótese que **no se evalúa si el significado de la palabra está relacionado con alguna emoción o la intensidad de la emoción, sino más bien, es la estimación de que tan frecuente se usa esta palabra para denotar algo relacionado con dicha emoción, imaginando sus posibles contextos de uso y su frecuencia.** Esto se hace marcando una de las opciones que tiene cada palabra: “Nula”, “Baja”, “Media” y “Alta”.*

“Nula” indica que bajo ningún contexto el significado de la palabra denota relación con la emoción a la cual se asocia; “Baja” indica que en algunos contextos el significado de la palabra sí denota algo relacionado con la emoción, pero es poco frecuente usarla con ese propósito; “Media” para indicar que con igual frecuencia la palabra se usa o no para denotar algo relacionado con la emoción a la cual se asocia; y por último, “Alta”, se usa para indicar que en casi—o siempre—la palabra denota algo relacionado con la emoción asociada.

Dado que algunos términos pueden ser poco usuales, es posible que el evaluador no recuerde o no conozca los posibles contextos en los cuales el término se puede usar,



se procedió a colocar manualmente las definiciones—muchas de ellas con oraciones ejemplo—a casi la mitad de los términos incluidos, para ello se utilizó la información del diccionario de uso del español de María Moliner tercera edición; para acceder a ellas, el evaluador solo debe pasar el cursor sobre el término y automáticamente se despliegan sus definiciones, tabla 4.5.

Tabla 4.5. Segmento de lista de palabras etiquetadas con la emoción “Miedo”.

1	PALABRA	NULA	BAJA	MEDIA	ALTA
2	abominable				
3	accidente				
4	acobardar				
5	acomplejado				
6	acoquinamiento				
7	acoquinar	tr. inf. Hacer que 3alguien tenga miedo o esté paralizado o sometido por el miedo: 'No consiste ser buen maestro en tener acoquinados a los niños'. 1 *Intimidar. 5 prnl. inf. Amilanarse, acobardarse.			
8	agüero				
9	ahuyentar				
10	alarma				

Es de mencionar que cada evaluador trabajó íntegramente sobre el conjunto de palabras de una categoría emocional. La tabla 4.6 muestra cuantos evaluadores participaron en la valoración de los términos sobre cada categoría emocional.

Tabla 4.6. Evaluaciones realizadas en las palabras de cada categoría emocional.

CATEGORÍA	PALABRAS	EVALUADORES
<i>Alegría</i>	668	19
<i>Repulsión</i>	209	17
<i>Enojo</i>	382	17
<i>Miedo</i>	211	19
<i>Sorpresa</i>	175	19
<i>Tristeza</i>	391	17
Total	2,036	108

4.3 Análisis de evaluaciones

En las evaluaciones donde se involucren los estados afectivos la subjetividad podrá estar presente, por lo que se espera que existan algunas diferencias en las estimaciones entre un evaluador y otro; sin embargo, lo que nos interesa es saber dónde hay mayores coincidencias, ya que con ello se sabe que tanto se puede o no relacionar una palabra con un contexto afectivo.



Por otro lado, las discrepancias pueden estar dadas por la displicencia al realizar las evaluaciones, incluso es probable que algún evaluador realice al marcaje—integral o parcialmente—de manera aleatoria. Por lo que es necesario un mecanismo con el cual se pueda analizar la concordancia entre las evaluaciones realizadas, y descartar el trabajo de los evaluadores que presenten una notoria discordancia con respecto a los demás evaluadores.

El índice de kappa diseñado por Cohen, ajusta el efecto del azar en la proporción de la concordancia observada. En esencia, el proceso de elaboración del índice es el siguiente: se calcula la diferencia entre la proporción de acuerdo observado y la proporción de acuerdo esperado por azar; si ésta es igual a cero, entonces el grado de acuerdo observado puede atribuirse enteramente al azar; si la diferencia es positiva, ello indica que el grado de acuerdo es mayor que el que cabría esperar si solo estuviera operando el azar.

Este índice es empleado exclusivamente para dos evaluadores y una sola categoría de evaluación binaria—por ejemplo, positivo o negativo—. Estas características del método de Cohen lo hacen no aplicable a los datos de nuestro experimento ya que tenemos más de dos evaluadores y múltiples categorías de tipo ordinal.

Un método que si contempla trabajar con variables ordinales es el de kappa ponderado, pero solo es aplicable dos evaluadores. Este trabajo tiene más evaluadores, sin embargo, es posible utilizar el kappa ponderado trabajando por parejas de evaluadores, y al final hacer un promedio total con todos los valores obtenidos. Trabajar de esta de manera también da la oportunidad de conocer el aporte—en cuanto a concordancia—de cada evaluador; para ello, solo se estima el promedio de los valores de kappa obtenidos entre dicho evaluador vs todos los demás. Para saber cuántas parejas diferentes se pueden formar entre todos los evaluadores usamos:

$$\text{número de parejas} = \sum_{i=1}^{R-1} A + i \quad \forall R \geq 2 \quad (4.1)$$

Dónde R es el número de evaluadores y A es una variable con valor inicial igual cero.



La tabla 4.7 representa el contenido de las evaluaciones de kappa obtenidos de cada pareja ($k_{w_eval}\{i_j\}$), son un total de R por R celdas, aunque no todas son parejas distintas y la diagonal no cuenta. Para el caso de las palabras etiquetadas con la emoción “Alegría” participaron 19 evaluadores, por lo que se formaron 171 parejas realmente distintas de estimaciones de kappa.

Tabla 4.7. Estimación de kappa por pares.

Parejas 1er evaluador	Parejas 2º evaluador	...	Parejas M evaluador
$k_{w_eval}\{1_1\}$	$k_{w_eval}\{2_1\}$...	$k_{w_eval}\{R_1\}$
$k_{w_eval}\{1_2\}$	$k_{w_eval}\{2_2\}$...	$k_{w_eval}\{R_2\}$
...
$k_{w_eval}\{1_R\}$	$k_{w_eval}\{2_R\}$...	$k_{w_eval}\{R_R\}$

En este punto se procedió a obtener el índice de kappa promedio de cada evaluador, esto se realizó haciendo la sumatoria de todas las parejas de estimaciones de kappa que se formaron con cada evaluador (i), y dividiendo el resultado entre la cantidad de evaluadores menos uno.

$$k_{w_peval}_i = \frac{1}{R-1} \sum_{j=1}^R k_{w_eval}\{i_j\} \quad \forall i \neq j \quad (4.2)$$

Para conocer el grado de concordancia general o total de todas las evaluaciones sobre el diccionario se promedian todas las concordancias:

$$k_{w_total} = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R k_{w_peval}_i \quad (4.3)$$

Los resultados obtenidos para cada diccionario se muestran en la tabla 4.8, donde *lineal* y *bicadrado* se refiere al tipo de pesos usados en la estimación del índice de kappa.

Tabla 4.8. Resultados de estimación del kappa total por categoría emocional.

Categoría	k_{w_total}	
	Lineal	Bicadrado
<i>Alegría</i>	0.641	0.771
<i>Enojo</i>	0.649	0.781



Categoría	k_w total	
	Lineal	Bicuadrado
<i>Miedo</i>	0.671	0.798
<i>Repulsión</i>	0.622	0.741
<i>Sorpresa</i>	0.641	0.76
<i>Tristeza</i>	0.647	0.779

4.4 Estimación de factor de probabilidad de uso afectivo (FPA)

La finalidad de realizar evaluaciones en el diccionario emocional propuesto, y aplicar a las evaluaciones un método de concordancia, fue la de conocer hasta qué punto—a pesar de la subjetividad—, un término puede ser relacionado con una emoción en particular; el nivel de concordancia obtenido, nos da una referencia acerca de la validez de la hipótesis: que es posible cuantificar la frecuencia de uso afectivo de palabras sobre diferentes contextos.

Realizar las estimaciones de kappa por pares, nos da la oportunidad de conocer la contribución de cada evaluador de manera independiente, lo cual puede servir como mecanismo para la depuración de la evaluaciones, bajo el supuesto de que algunos evaluadores hayan trabajado de manera displicente. La tabla 4.9 muestra las estimaciones de kappa de cada evaluador, esto para la categoría “Alegría”, ordenados por el valor bicuadrado.

Tabla 4.9. Estimaciones de concordancia para cada evaluador en la categoría “Alegría” vs todos los demás.

Evaluador	k_w total	
	Lineal	Bicuadrado
7	0.685	0.834
13	0.697	0.833
16	0.688	0.823
15	0.674	0.822
1	0.685	0.821
18	0.684	0.813
3	0.682	0.812
12	0.667	0.793
9	0.649	0.787
5	0.664	0.786
19	0.656	0.772



Evaluador	k_w total	
	Lineal	Bicuadrado
14	0.645	0.766
10	0.631	0.758
8	0.615	0.748
2	0.631	0.746
6	0.607	0.741
11	0.55	0.668
17	0.549	0.663
4	0.528	0.659

Con la idea de utilizar directamente las evaluaciones, la información proveniente de la proporción de concordancia observada, es conveniente hacer una depuración, se puede apreciar en la tabla 4.9 como los evaluadores 4, 11 y 17 tuvieron un nivel de concordancia notablemente inferior con respecto a los otros evaluadores. En la tabla 4.10 se muestran los niveles de kappa logrados, utilizando solo a los 10 evaluadores que mostraron mayor afinidad en sus evaluaciones, que son mayores en comparación con los resultados vistos en la Tabla 4.8.

Tabla 4.10. Estimaciones de kappa con 10 evaluadores.

Categoría	k_w total	
	Lineal	Bicuadrado
<i>Alegría</i>	0.726	0.860
<i>Enojo</i>	0.699	0.834
<i>Miedo</i>	0.743	0.872
<i>Repulsión</i>	0.705	0.837
<i>Sorpresa</i>	0.717	0.838
<i>Tristeza</i>	0.718	0.851

El alto nivel de concordancia nos da la confianza de utilizar la información de estos evaluadores para realizar la estimación estadística sobre la valoración de cada palabra, y con ello tener una proporción probabilística o del porcentaje con que se utiliza un término para denotar una emoción. Nótese que se usó el índice de kappa para elegir a los evaluadores más afines. A partir de este momento ya no usamos kappa. La matriz de evaluaciones tiene la forma mostrada en la tabla 4.11.



Tabla 4.11. Matriz con todos los datos de evaluaciones por cada emoción.

Evaluador	Palabra	Cat 1	...	Cat M
E_1	P_1	n_{111}	\dots	n_{11M}
E_1	P_2	n_{121}	\dots	n_{12M}
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
E_1	P_N	n_{1N1}	\dots	n_{1NM}
E_2	P_1	n_{211}	\dots	n_{21M}
E_2	P_2	n_{221}	\dots	n_{22M}
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
E_R	P_N	n_{RN1}	\dots	n_{RNM}

Donde R es la cantidad de evaluadores, N es la cantidad de palabras y M es la cantidad de categorías de evaluación (nula, baja, media, alta). Nótese que los valores de esta tabla deben ser: 1 (positivos) o 0 (negativos) dependiendo si el evaluador eligió esta categoría o no.

El cálculo de la proporción de frecuencia de uso afectivo sobre cada palabra, se realizó de la siguiente manera: primero se calcula la cantidad de Evaluaciones Positivas (EP) para cada palabra que recibió cada palabra en cada categoría (de nula hasta alta) de evaluación, y se vacían los resultados en una nueva matriz (EP). Para todos j (de 1 a N) y k (de 1 a M) se calcula el valor de cada celda de la matriz bidimensional EP:

$$EP_{jk} = \sum_{i=1}^R n_{ijk} \quad (4.4)$$

Para obtener los resultados en términos de porcentaje (PEP), es necesario multiplicar por cien y dividir entre la cantidad de evaluadores al contenido de cada celda de la matriz EP:

$$PEP_{jk} = \frac{100}{R} EP_{jk} \quad (4.4)$$

La tabla 4.12 es un segmento de las palabras de la categoría emocional “Alegría”, con el cálculo de porcentaje de probabilidad de uso de la palabra en un contexto relacionado con la alegría.



Tabla 4.12. Porcentajes de probabilidad de uso afectivo en palabras del diccionario “Alegría”.

PROBABILIDAD DE USO AFECTIVO					
#	Palabra	Nula[%]	Baja[%]	Media[%]	Alta[%]
1	<i>abundancia</i>	0	0	50	50
2	<i>acabalar</i>	40	0	60	0
3	<i>acallar</i>	50	40	10	0
4	<i>acatar</i>	50	40	10	0
5	<i>acción</i>	30	30	30	10
6	<i>aceptable</i>	0	20	80	0
7	<i>aceptación</i>	0	20	50	30
8	<i>acicate</i>	10	50	40	0
9	<i>aclamación</i>	10	10	10	70

En la palabra “abundancia”, en promedio el 50% de los evaluadores eligió la opción “Media”, lo que indica que esta palabra se utiliza en un contexto que denota alegría, casi con igual frecuencia que cuando se usa en un contexto donde no se denota dicha emoción; además, el otro 50% de los evaluadores eligió “Alta”, lo cual indica que la palabra “abundancia” siempre o casi siempre se usa para denotar algo relacionado con la alegría.

En la palabra “acallar” el 50% eligió “Nula”, eso indica que jamás se usa para manifestar algo relacionado con la alegría; el 40% eligió “Baja”, indicando así que aunque si puede usarse para denotar algo relacionado con la alegría, es un uso poco frecuente.

Como puede observarse, aunque los resultados presentados, ya pueden ser potencialmente útiles para sistemas automáticos de detección de categorías emocionales en texto a nivel frase, párrafo, texto o corpus; se propone el factor de probabilidad de uso afectivo (FPA) para cada palabra de los diccionarios propuestos. La propuesta considera que entre más cercanas estén las evaluaciones a la opción “Nula”, menor será el índice FPA, siendo ‘0’ el valor mínimo, y esto sucederá cuando **todos** los evaluadores hayan seleccionado la opción “NULA”. El valor máximo es ‘1’, y esto sucederá cuando **todos** los evaluadores hayan elegido la opción “Alta”.



Para todos los valores intermedio y posibles combinaciones, se plantea una escala de pesos lineal:

$$w_k = \frac{k - 1}{R - 1} \quad 1 \leq k \leq M \quad (4.5)$$

La estimación del factor de probabilidad de uso afectivo se define por:

$$FPA_j = \sum_{k=1}^M \frac{PEP_{jk} \cdot w_k}{100} \quad 1 \leq j \leq N \quad (4.6)$$

La tabla 4.13 es un segmento de la categoría emocional “Alegría”, donde se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 4.13. FPA para diccionario “Alegría”.

PROBABILIDAD DE USO AFECTIVO						
#	Palabra	Nula[%]	Baja[%]	Media[%]	Alta[%]	FPA
1	abundancia	0	0	50	50	0.83
2	acabalar	40	0	60	0	0.396
3	acallar	50	40	10	0	0.198
4	acatar	50	40	10	0	0.198
5	acción	30	30	30	10	0.397
6	aceptable	0	20	80	0	0.594
7	aceptación	0	20	50	30	0.696
8	acicate	10	50	40	0	0.429
9	aclamación	10	10	10	70	0.799

Para explicar lo que implica el FPA se analizan algunos resultados:

1. Palabra “abundancia”, el 50% de los evaluadores cree que dicho término siempre denota algo relacionado con la alegría, el otro 50% cree que se usa en la misma proporción para denotar algo relacionado o no con la alegría. Con estas evaluaciones se observa una alta correspondencia entre la palabra citada y la emoción alegría, de ahí su alto valor de FPA.

2. Palabra “acallar”, el 50% cree que éste término no tiene relación alguna con la emoción alegría, 40% piensa que aunque si puede tener relación con la alegría, casi nunca se usa con esa finalidad, y solo el 10% lo evalúa con la categoría media. Se



aprecia una pobre relación entre esta palabra y la emoción alegría, lo cual corresponde al bajo nivel FPA observado.

3. En las Palabras “aceptable” y “aceptación”, ambas, tienen 0% en la opción “Nula” y 20% en la opción “Baja”; la diferencia es la distribución en las categorías superiores, en ellas se observa que “aceptación” tiene una mayor estimación hacia la parte “Alta”; por ello, el FPA es también mayor.

Por lo que se aprecia que a mayor FPA, mayor es la probabilidad de que la palabra sea usada con un sentido relacionado con la emoción con que está etiquetada. Queda a criterio libre establecer el uso del factor en sistemas de detección automáticos de emociones.

Capítulo 5. Metodología para creación de corpus de textos marcado con categorías emocionales

En esta sección se describe la metodología utilizada en la creación de un corpus de textos, los cuales son cuentos y relatos cortos, y que cuentan con etiquetas correspondientes a las seis emociones básicas propuestas por Ekman: alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza.

Son un total de diez textos, los cuales fueron segmentados automáticamente en oraciones, y analizados morsintácticamente haciendo uso de *Freeling* (Carreras, Chao, Padró, & Padró, 2004) (Padró, 2011) (Atserias, y otros, 1998) (Carmona, y otros, 1998). Las oraciones de cada texto fueron apreciadas y etiquetadas por aproximadamente 100 evaluadores. La figura 5.1 corresponde al diagrama a bloques de la metodología propuesta.

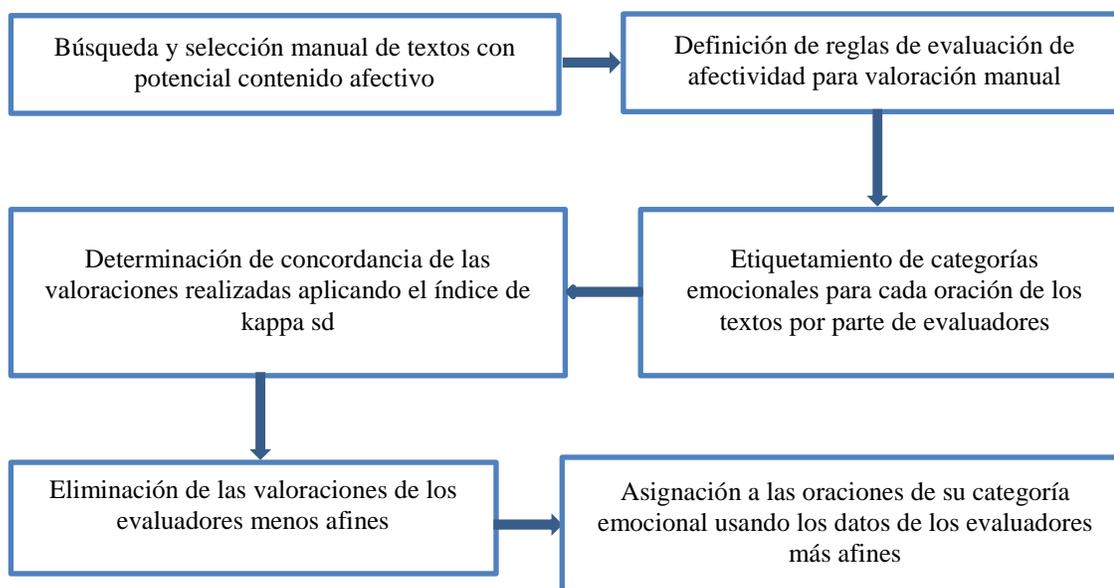


Figura 5.1. Diagrama a bloques de la metodología de creación del corpus de textos.

En síntesis, los pasos para la creación del corpus se resumen de la siguiente manera:

- Búsqueda—en sitios en línea—y selección de textos y relatos cortos con potencial contenido emocional,



- Definición de reglas de etiquetado,
- Valoración de emociones a nivel oración por un grupo de evaluadores independientes para cada texto,
- Estimación de concordancia entre evaluadores,
- Etiquetado afectivo en el corpus tomando la información proporcionada por los evaluadores más afines.

5.1 Selección textos y definición de unidad de trabajo

Se realizó una búsqueda en la web de historias que potencialmente tuvieran un alto contenido afectivo para cada estado emocional primario. La fuente principal fueron sitios web, tales como foros y blogs, donde la gente sube sus cuentos y relatos, y sobre los cuales se realizan votaciones para elegir los mejores; dependiendo del sitio web consultado, las historias pueden o no estar distribuidas por categorías. Básicamente, se trata de sitios dedicados a la publicación de cuentos presentados sin ánimo de lucro, tales como “La página de los cuentos”⁴, “Los Mejores Cuentos”⁵, “1001 Cuentos”⁶ y “Anécdotas, historias y relatos”⁷ entre otros.

De la búsqueda realizada, se eligieron 10 textos; los cuales tienen las siguientes características: uno texto con alto contenido afectivo para cada emoción primaria; uno con alto contenido sarcástico, uno con diverso contenido afectivo, uno sin contenido afectivo y uno con bajo contenido afectivo y con estructura oracional muy compleja. La tabla 5.1, indica el título del texto y su cantidad de oraciones.

Tabla 5.1. Texto y su cantidad de oraciones.

TEXTO	ORACIONES
<i>Alicia a través del espejo (fragmento)</i>	31
<i>El grito de un muerto</i>	66
<i>La abeja campeona</i>	9
<i>La construcción del ferrocarril de Birmania</i>	8
<i>La historia de un juego de aristócratas: el bacará</i>	11
<i>La Historia de un niño llamado Juan</i>	52

⁴ <http://www.loscuentos.net/>

⁵ <http://www.losmejorescuentos.com/>

⁶ <http://lanarrativabreve.blogspot.mx/p/1001-cuentos.html>

⁷ <http://www.anecdotario.net/>



TEXTO	ORACIONES
<i>La más feliz</i>	90
<i>La mosca</i>	74
<i>Los Cuentos de Hadas originales no tenían final</i>	64
<i>Pedrito, un enanito enojón</i>	86
Total	490

Una vez seleccionados los textos del corpus, se procedió a definir la granularidad de etiquetado; dado que una *oración* está definida por la RAE como “Palabra o conjunto de palabras con que se expresa un sentido gramatical completo”, creemos que esa es una buena opción de unidad de evaluación.

Debido a que el corpus está orientado a su uso en sistemas automáticos de reconocimiento de emociones, es necesario tomar cada texto y segmentarlo en oraciones de manera automática. La herramienta elegida para realizar la segmentación fue *Freeling*, ya que cuenta con soporte para el idioma español y es de uso libre.

5.2 Formato y reglas de etiquetado

Una vez segmentados los textos fue necesario proponer un formato de etiquetas para su posterior evaluación, se propusieron varios formatos, siendo elegido el mostrado en la figura 5.2, el cual tiene campos para indicar si la oración presenta emociones primarias, tiene un campo para indicar si no hay emoción (*NEUTRA*), y también se dio la posibilidad de indicar alguna emoción alternativa (*OTRA*) en caso de no poder relacionarla con una emoción primaria.

5.3 Definición de reglas para el marcado de textos

Dado que los textos serían evaluados por personas, se procedió a definir las reglas de etiquetado, con el objetivo de identificar la usencia o contenido emocional implicado en cada oración.



LA HISTORIA DE UN NIÑO LLAMADO JUAN

Hola, mi nombre es Juan, tengo siete años y sufro del “Mal de Juan”, una enfermedad de comportamiento desconocido a la cual se le ha puesto mi nombre, quizá para homenajearme, quizá para quitar de mi mente la idea de que he venido a este mundo a morir sufriendo horribles dolores, y a nada más.

TRISTEZA	ALEGRÍA	MIEDO	ENFADO	REPULSIÓN	SORPRESA	OTRA:	NEUTRA

Si escribo estas líneas es porque quiero que alguien, vos, quien encuentre mis papeles, pueda contar mi historia.

TRISTEZA	ALEGRÍA	MIEDO	ENFADO	REPULSIÓN	SORPRESA	OTRA:	NEUTRA

Figura 5.2. Formato de etiquetas.

Las reglas de apreciación dependen del tipo de información que se quiera obtener del corpus; por ejemplo, se puede pedir a los evaluadores que al analizar las oraciones indiquen:

1. La emoción con que debería leerse.
2. Qué hace sentir.
3. La emoción que se describe o manifiesta en la oración; y tratar de involucrar lo menos posible, cuestiones que sean puramente personales.

El primer caso es útil para trabajos de síntesis de voz afectiva (Montero Martínez, 2003), en el segundo caso la evaluación puede ser tan subjetiva, que la información recuperada de las evaluaciones es poco útil para trabajos de clasificación automática; por lo que el tercer escenario fue elegido para indicar a los evaluadores el trabajo a realizar sobre los textos; bajo este supuesto, se esperaba observar la existencia de coincidencias en la evaluación del contenido emocional de las oraciones, con lo cual fuese posible encontrar patrones que ayudasen a la clasificación automática.



5.4 Trabajo con evaluadores

Para cada texto se contó con la colaboración de 20 evaluadores diferentes para cada texto, por lo que se trabajó con más de 100 evaluadores en total, ya que la gran mayoría no evaluó todos los textos.

Una vez recopilada la información de los evaluadores, se procedió a revisar el campo de elección libre (*OTRA*), observando que menos del 3% eligieron esta opción. El siguiente paso fue reemplazar la emoción “libre”, utilizando como referencia la tabla 3.1, y que nos indica la o las emociones más cercanas a las seis emociones primarias.

5.5 Análisis de concordancia entre evaluadores

Para este experimento también se realizó un análisis de concordancia, pero a diferencia del diccionario afectivo, aquí las categorías son ordinales, es decir no importa el orden en que se coloquen, por lo que el método de kappa ponderada no es aplicable.

La métrica propuesta por Fleiss, se utiliza para variables de tipo ordinal, con múltiples objetos y múltiples evaluadores; la expresión para calcular este índice es en esencia la misma que se observa en la ecuación 3.1, la diferencia está en las expresiones para calcular P_o y P_e .

En este método se aplica cuando las variables son nominales, pero deben ser mutuamente excluyentes, ya que las expresiones matemáticas que definen al método así lo manifiestan; sin embargo, en la evaluación realizada a las oraciones del corpus, se permitió a los evaluadores indicar “las emociones” que encontraran en la oración analizada.

En la tabla 5.2 se observa que aunque la gran mayoría de las evaluaciones sobre las oraciones son: neutrales (21.1%) o solo presentan una emoción (72.8%), también existen algunas que fueron marcadas en más de una categoría emocional, por lo que el método propuesto por Fleiss no es aplicable.



Tabla 5.2. Porcentaje con cantidad de emociones presentes en las oraciones del corpus.

ORACIONES CON	%TOTAL
0 emociones:	21.1
1 emociones:	72.8
2 emociones:	5.02
3 emociones:	0.94
4 emociones:	0.1
5 emociones:	0.04
6 emociones:	0

5.6 Propuesta y uso de la métrica kappa ds para la estimación de concordancia

A continuación se describe la propuesta de una métrica nueva métrica para la estimación de concordancia sobre evaluaciones con múltiples objetos y con múltiples categorías que no son mutuamente excluyentes, a la cual hemos llamado “kappa ds” o “kappa Díaz-Sidorov”.

A diferencia del método de Fleiss, kappa ds solo se aplica para dos evaluadores, lo cual no es una limitante, de hecho esto permite hacer la estimación para todas las posible parejas, y al promediar todas las evaluaciones podemos saber el índice de concordancia total, pero también podemos saber el aporte que hace cada evaluador, con lo que podemos hacer una depuración y trabajar solo con los datos de los evaluadores más afines.

5.6.1 Justificación de la creación de nueva métrica de concordancia

Uno de los métodos clásicos de análisis de concordancia para datos ordinales con múltiples categorías es el propuesto por Fleiss, sin embargo solo se aplica para categorías mutuamente excluyentes, además considera que todos los evaluadores deben elegir necesariamente una de las categorías indicadas sobre cada objeto; es decir, que la única manera de indicar que el objeto no pertenece a ninguna de las categorías de estudio es que se dé explícitamente la opción (a manera de una categoría adicional) “ninguna de ellas”.



5.6.2 Ejemplo del método de Fleiss para los datos de las evaluaciones observadas en el corpus propuesto

En la apartado 3.3.4 de este trabajo se indica cómo trabaja el método de Fleiss, y se muestra la tabla de contingencia (tabla 3.8) donde se concentran los datos de las evaluaciones y que son empleados por las ecuaciones del método.

Para el siguiente ejemplo se usaran datos tomados directamente de evaluaciones realizadas en el corpus de textos (tabla 5.3), y con esos datos se llenará la tabla de contingencia (tabla 5.4) para evaluar la concordancia con la métrica de Fleiss. Los datos consideran 5 evaluadores (R=5), 7 categorías (M=7, en este caso se incluye la categoría “neutral” que funciona como “ninguna de ellas”) y 3 objetos (N=3).

Tabla 5.3 Evaluaciones del corpus de textos.

		CATEGORÍAS						
		Alegría	Enojo	Miedo	Repulsión	Sorpresa	Tristeza	Neutra
Eval 1	1ª Oración	1	0	0	0	0	0	0
	2ª Oración	0	0	0	0	0	0	1
	3ª Oración	1	0	0	0	1	0	0
Eval 2	1ª Oración	1	0	0	0	1	0	0
	2ª Oración	0	0	0	0	0	0	1
	3ª Oración	1	0	0	0	1	0	0
Eval 3	1ª Oración	1	0	0	0	1	0	0
	2ª Oración	0	0	0	0	0	0	1
	3ª Oración	1	0	0	0	0	0	0
Eval 4	1ª Oración	0	0	0	0	0	0	0
	2ª Oración	0	0	0	0	0	0	1
	3ª Oración	1	0	0	0	0	0	0
Eval 5	1ª Oración	1	0	0	0	1	0	0
	2ª Oración	0	0	0	0	0	0	1
	3ª Oración	1	0	0	0	0	0	0

Tabla 5.4. Tabla de contingencia con datos de evaluaciones del corpus de textos.

		CATEGORÍAS						
		Alegría	Enojo	Miedo	Repulsión	Sorpresa	Tristeza	Neutra
1ª Oración	4	0	0	0	0	3	0	0
2ª Oración	0	0	0	0	0	0	0	5
3ª Oración	5	0	0	0	0	2	0	0



Para calcular la concordancia observada (P_o) primero se debe calcular el vector P_i , el cual evalúa la dispersión de las evaluaciones sobre cada “Oración” de manera independiente, y que en caso de mínima dispersión (es decir todas las evaluaciones sobre una misma categoría) el valor debe ser “1”.

Usando la ecuación 3.12 para evaluar al vector P_i tenemos:

$$P_1 = \frac{1}{5(5-1)} [(4^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 3^2 + 0^2 + 0^2) - (5)] = 1$$

$$P_2 = \frac{1}{5(5-1)} [(0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 5^2) - (5)] = 1$$

$$P_3 = \frac{1}{5(5-1)} [(5^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 2^2 + 0^2 + 0^2) - (5)] = 1.2$$

Ahora para evaluar P_o usamos la ecuación 3.13:

$$P_o = \frac{1}{3} (1 + 1 + 1.2) = 1.07$$

Cuando la concordancia observada es perfecta, el valor debe ser “1”, sin embargo la única oración donde se tiene concordancia observada perfecta es en la segunda; el observar valores inconsistentes (casos de primera y tercera oraciones) se debe a que para nuestro experimento las categorías no son mutuamente, por lo que la suma de valoraciones por oración puede ser superior a la cantidad de evaluadores, quedando demostrada la incapacidad del método de Fleiss para manejar valoraciones con las características citadas, en términos de concordancia observada.

Para la valoración de la concordancia esperada (P_e), primero evaluamos al vector P_j con la ecuación 3.10, en el cual, según se describe en el método, la suma de sus elementos debe ser igual a “1”:

$$P_1 = \frac{1}{(3)(5)} (4 + 0 + 5) = 0.6$$

$$P_2 = \frac{1}{(3)(5)} (0 + 0 + 0) = 0$$



$$P_3 = \frac{1}{(3)(5)}(0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_4 = \frac{1}{(3)(5)}(0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_5 = \frac{1}{(3)(5)}(3 + 0 + 2) = 0.33$$

$$P_6 = \frac{1}{(3)(5)}(0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_7 = \frac{1}{(3)(5)}(0 + 5 + 0) = 0.33$$

Para este caso la suma de sus elementos es superior a “1”, el problema es el mismo que se explica para el caso de la concordancia observada, por lo que el método también es incapaz de calcular la concordancia esperada con los datos de las evaluaciones del corpus propuesto.

Para el cálculo de la concordancia esperada se usa la ecuación 3.11:

$$P_e = 0.6^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0.33^2 + 0^2 + 0.33^2 = 0.58$$

Para finalizar, utilizamos la ecuación 3.1 para calcular el índice de concordancia:

$$k = \frac{1.07 - 0.58}{1 - 0.58} = 1.17$$

Por definición el valor máximo del índice kappa es “1”, que ocurre en caso de concordancia perfecta, pero en este ejemplo tenemos un valor superior, que además evidentemente (observando la tabla 5.4) no tiene una concordancia perfecta.

5.6.3 Propuesta de métrica para datos de evaluación sobre el corpus de textos

Se ha mencionado el método de Fleiss ya que la métrica propuesta se basa en este índice para realizar su valoración, se utiliza el mismo esquema de tabla de contingencia (tabla 5.4).



El método propuesto, llamado kappa ds, fue diseñado para múltiples categorías que no son mutuamente excluyentes, múltiples objetos, pero solo para dos evaluadores, ya que se desea conocer la aportación de cada evaluador de manera independiente con el objetivo de retirar los datos de los *outliers* (en este caso evaluadores menos afines), siguiendo una evaluación por pares como la mostrada en el apartado 4.1.3 y del que se dará un ejemplo más adelante.

Por lo tanto, debemos calcular el índice de kappa ds, para cada posible pareja de evaluadores, y después calculamos el promedio de todas las parejas para conocer la concordancia general de las evaluaciones.

Las ecuaciones que definen al método se muestran a continuación: para calcular la concordancia observada (P_o), primero calculamos el vector P_i con los datos de la pareja a evaluar, con los datos del vector P_i , ya podemos calcular la concordancia observada:

$$P_i = \left(\frac{\sum_{j=1}^M n_{ij}}{\sum_{j=1}^M t_{ij}} \right) - 1 \quad \text{Donde: } t_{ji} = \begin{cases} 1, & n_{ij} > 0 \\ 0, & n_{ij} = 0 \end{cases} \quad (5.1)$$

$$P_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (5.2)$$

Para evaluar la concordancia esperada (P_e), primero calculamos un factor de normalización (S), después al vector P_j , y con eso evaluamos la concordancia esperada:

$$S = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M n_{ij} \quad (5.3)$$

$$P_j = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^N n_{ij} \quad (5.4)$$

$$P_e = \sum_{j=1}^M P_j^2 \quad (5.5)$$

Siendo el valor de concordancia de la pareja evaluada:



$$k_{ds} = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (5.6)$$

5.6.4 Ejemplo del método kappa ds para los datos de las evaluaciones observadas en el corpus propuesto

Tomando los datos de la tabla 5.3, la estimación del índice de concordancia del evaluador 1 vs evaluador 2 queda como sigue: para la concordancia observada, calculamos el vector P_i usando la ecuación 5.1:

$$P_1 = \left(\frac{2 + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + 0}{1 + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + 0} \right) - 1 = 0.5$$

$$P_2 = \left(\frac{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 2}{0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 1} \right) - 1 = 1$$

$$P_3 = \left(\frac{2 + 0 + 0 + 0 + 2 + 0 + 0}{1 + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + 0} \right) - 1 = 1$$

Ahora para la concordancia observada usamos la ecuación 5.2:

$$P_o = \frac{1}{3} (0.5 + 1 + 1) = 0.83$$

El siguiente paso es calcular al vector P_j usando las ecuaciones 5.3 y 5.4:

$$S = \begin{pmatrix} 2 + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + 0 + \\ 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 2 + \\ 2 + 0 + 0 + 0 + 2 + 0 + 0 \end{pmatrix} = 9$$

$$P_1 = \frac{1}{9} (2 + 0 + 2) = 0.44$$

$$P_2 = \frac{1}{9} (0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_3 = \frac{1}{9} (0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_4 = \frac{1}{9} (0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_5 = \frac{1}{9} (1 + 0 + 2) = 0.33$$



$$P_6 = \frac{1}{9}(0 + 0 + 0) = 0$$

$$P_7 = \frac{1}{9}(0 + 2 + 0) = 0.22$$

Para el cálculo de la concordancia esperada usamos la ecuación 5.5:

$$P_e = 0.44^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0.33^2 + 0^2 + 0.22^2 = 0.36$$

Por último con la ecuación 5.6 calculamos el índice de concordancia para la pareja considerada en este ejemplo:

$$k_{ds} = \frac{0.83 - 0.36}{1 - 0.36} = 0.73$$

Para conocer el grado de concordancia de un evaluador con respecto a los demás, se realiza la sumatoria de todas las parejas de estimaciones k_{ds} que se formaron con cada evaluador (i), y se divide el resultado entre la cantidad de evaluadores menos uno.

$$k_{ds_i} = \frac{1}{R-1} \sum_{j=1}^R k_{ds}\{i_j\} \quad \forall i \neq j \quad (5.7)$$

La tabla 5.5 muestra el resultado de la evaluación de todas las parejas:

Tabla 5.5. Resultado del índice de concordancia para todas las parejas y valor promedio de evaluador respecto a los demás.

Parejas 1er Evaluador	Parejas 2º Evaluador	Parejas 3er Evaluador	Parejas 4º Evaluador	Parejas 5º Evaluador
$k_{ds}\{1_2\} = 0.73$	$k_{ds}\{2_1\} = 0.73$	$k_{ds}\{3_1\} = 0.46$	$k_{ds}\{4_1\} = 0.18$	$k_{ds}\{5_1\} = 0.46$
$k_{ds}\{1_3\} = 0.46$	$k_{ds}\{2_3\} = 0.73$	$k_{ds}\{3_2\} = 0.73$	$k_{ds}\{4_2\} = 0.23$	$k_{ds}\{5_2\} = 0.74$
$k_{ds}\{1_4\} = 0.18$	$k_{ds}\{2_4\} = 0.23$	$k_{ds}\{3_4\} = 0.45$	$k_{ds}\{4_3\} = 0.45$	$k_{ds}\{5_3\} = 1$
$k_{ds}\{1_5\} = 0.46$	$k_{ds}\{2_5\} = 0.73$	$k_{ds}\{3_5\} = 1$	$k_{ds}\{4_5\} = 0.45$	$k_{ds}\{5_4\} = 0.45$
Promedios: $k_{ds_1} = 0.46$	$k_{ds_2} = 0.57$	$k_{ds_3} = 0.55$	$k_{ds_4} = 0.29$	$k_{ds_5} = 0.73$

Para conocer el grado de concordancia general o total de todas las evaluaciones sobre el diccionario se promedian todas las concordancias:



$$k = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R k_{ds_i} \quad (5.8)$$

Para este caso el índice de kappa total es igual al promedio de todas las estimaciones de las parejas es:

$$k = 0.52$$

El hecho de trabajar por parejas permite conocer el aporte de cada evaluador con respecto a los demás, en este ejemplo el evaluador más discordante con respecto a los demás es el cuarto evaluador con un índice de 0.29.

5.7 Resultados del análisis de concordancia sobre el corpus de textos

En un primer análisis se trabajó con las estimaciones de los 20 evaluadores, posteriormente se realizó el mismo experimento, pero con las evaluaciones desordenadas, para conocer cómo trabaja el método de concordancia con evaluaciones “al azar”; por último, se realizó el análisis de concordancia solamente con los datos de los cinco evaluadores más afines, los resultados se observan en la tabla 5.6.

Tabla 5.6. Resultados del análisis de concordancia sobre cada texto.

TEXTO	KAPPA*	KAPPA ⁺	KAPPA [~]
<i>Alicia a través del espejo</i> (fragmento)	-0.064	0.107	0.279
<i>El grito de un muerto</i>	-0.077	0.078	0.307
<i>La abeja campeona</i>	-0.041	0.043	0.134
<i>La construcción del ferrocarril de Birmania</i>	-0.057	0.033	0.303
<i>La historia de un juego de aristócratas: el bacará</i>	-0.053	0.095	0.518
<i>La Historia de un niño llamado Juan</i>	-0.059	0.115	0.317
<i>La más feliz</i>	-0.049	0.192	0.369
<i>La mosca</i>	-0.067	0.17	0.402
<i>Los Cuentos de Hadas originales no tenían final feliz</i>	-0.059	0.133	0.356
<i>Pedrito, un enanito enojón</i>	-0.081	0.247	0.439
PROMEDIO:	-0.061	0.121	0.342

* Estimaciones “al azar”, ⁺ Datos de los 20 evaluadores, [~] Datos de los 5 evaluadores más afines.



Tal como se esperaba, con los datos de estimaciones al azar, los resultados son negativos, observando la tabla 3.4, se interpreta que aunque existan algunas evaluaciones semejantes, estas en términos generales, no son superiores a las que cabría esperar por el simple azar.

Con las estimaciones de los 20 evaluadores, el análisis de concordancia global es de **0.121**, lo cual lo sitúa en un estado de concordancia poco significativa; para el caso de trabajar con los datos de los 5 evaluadores más afines, el índice de concordancia lo sitúa entre bajo y moderado; aquí es importante señalar que la interpretación del índice kappa propuesto por Koch solo es orientativo, y que en nuestro caso al tener 7 categorías, 490 objetos y un alto nivel de subjetividad en los objetos de estudio (oraciones en las que se deben percibir emociones), tener un índice de **0.342** puede ser interpretado como un nivel de concordancia en una escala mayor con respecto al observado en la tabla 3.4. Ya que se intuye que al evaluar objetos de naturaleza subjetiva, entre mayor sea el número de evaluadores, categorías y objetos, es prácticamente imposible que todos coincidan absolutamente en sus apreciaciones.



Capítulo 6. Experimentos de clasificación automática y su evaluación

Existen diversos enfoques con los que se puede realizar la clasificación o identificación de emociones en un texto dado, los más relevantes según un estudio realizado (Cowie & Cornelius, 2003) son: modelos circunflejos (James, 1980), descripciones basadas en evaluación (Scherer & Ekman, 1984), dimensiones emocionales (Wundt, 1896) y categorías emocionales (Smith, 1989).

Es más común encontrar trabajos relacionados con los dos últimos enfoques: las **dimensiones emocionales** consideran el nivel presente sobre tres aspectos: valencia (o polaridad), activación y control. La polaridad indica si existe un estado emocional positivo o negativo, donde la felicidad se considera positiva y la tristeza negativa. La activación indica una situación activa o pasiva del estado emocional, donde el extremo activo puede ser la excitación y el pasivo la calma. El control indica por un lado la dominación y al otro extremo la sumisión.

Con respecto a las **categorías emocionales**, se refiere a ubicar la unidad de estudio (palabras, oraciones, párrafos, textos, etcétera) dentro de la clasificación propuesta en alguna teoría de emociones, como las observadas en la tabla 3.2.

Una vez concluido el corpus de textos, se le aplicó un preprocesamiento para su evaluación en diferentes algoritmos automáticos de clasificación utilizando el entorno Weka; este capítulo trata de la preparación del corpus de textos (ya evaluado) para su utilización con diversos algoritmos de clasificación, y finaliza con la presentación y comparación de los resultados. La figura 6.1 corresponde al diagrama a bloques de la propuesta experimental.

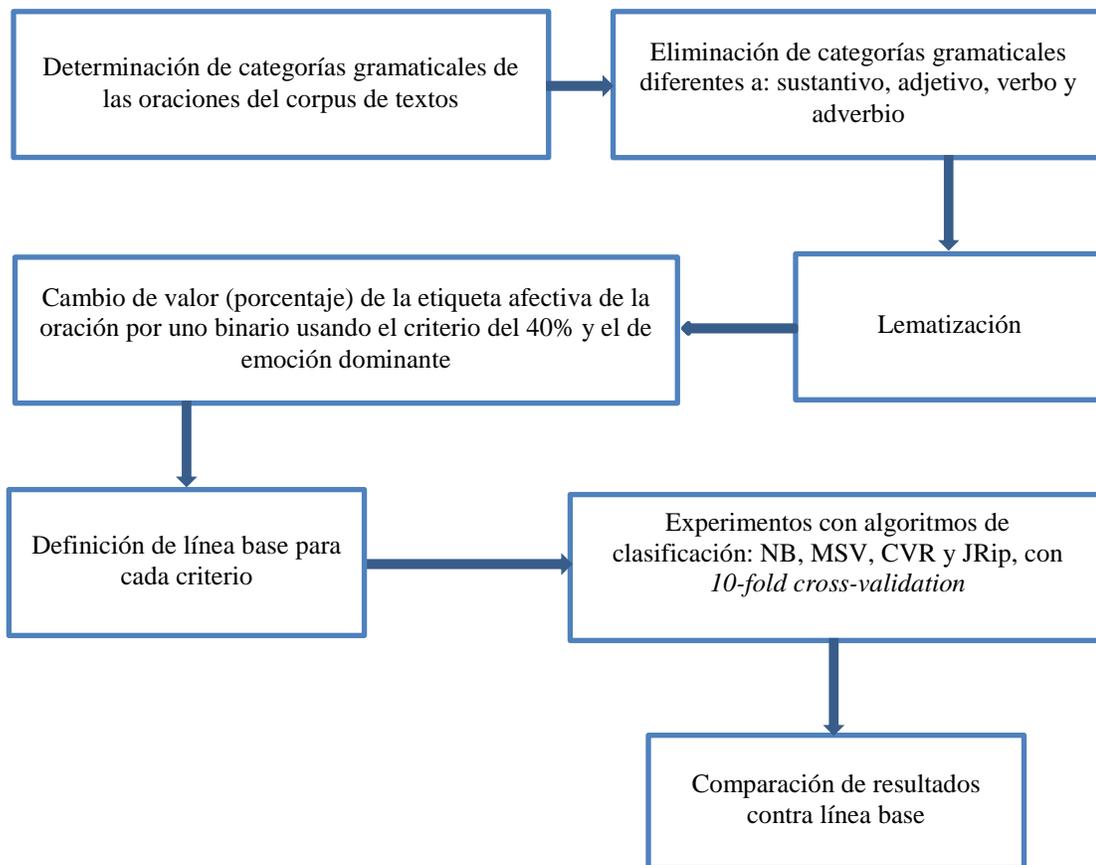


Figura 6.1. Diagrama a bloques de propuesta experimental con clasificadores.

6.1 Análisis morfosintáctico de las oraciones del corpus

Con los datos de los evaluadores más afines, se procedió a realizar experimentos aplicando diferentes métodos de clasificación automática. Parte del preprocesamiento sobre las oraciones del corpus consistió en hacer un análisis morfosintáctico de manera automática con la herramienta *Freeling*, con lo cual se colocaron etiquetas con la categoría gramatical de cada palabra de las oraciones, esto con la finalidad de trabajar solamente con: verbos, adverbios, adjetivos y sustantivos. Las palabras resultantes de la depuración fueron lematizadas con *Freeling*.

Un ejemplo de oración antes del preprocesamiento es: “*Fue en julio de 1910 cuando empezó a mejorar nuestra suerte en lo que a ejemplares se refiere*”, después del preprocesamiento quedó así: “*ser empezar mejorar suerte ejemplar referir*”.



Este tipo de preprocesamiento tiene ventajas para su aplicación sobre sistemas automáticos de clasificación, ya que retira información sin potencial contenido afectivo, como la correspondiente a palabras de las categorías gramaticales no consideradas; además al trabajar con lemas, se simplifica el número de elementos y hace más eficiente el trabajo del clasificador.

6.2 Determinación de categorías emocionales o afectivas

También como parte del preprocesamiento, se utilizó la información de los evaluadores para colocar las etiquetas afectivas a cada oración, en la tabla 6.1 se muestra un segmento con el porcentaje promedio de las evaluaciones de contenido afectivo para cada oración. Cada oración muestra las seis etiquetas emocionales y una neutral, el valor de las etiquetas indica el porcentaje de evaluadores que encontró relación entre la oración y la emoción de la etiqueta; dado que se utilizó la información de los cinco evaluadores más afines en términos de concordancia, cada 20% representa a un evaluador, por ejemplo en la primera oración tres de los cinco evaluadores percibieron la emoción “*MIEDO*”, un evaluador percibió “*SORPRESA*” y dos evaluadores percibieron la emoción “*REPULSIÓN*” (recordar que cada evaluador tuvo la posibilidad de indicar más de una emoción por oración).

Tabla 6.1. Segmento de promedio de evaluaciones de afectividad en las oraciones del corpus.

#	ORACIÓN LEMATIZADA	ALEGRÍA [%]	ENOJO [%]	MIEDO [%]	SORPRESA [%]	REPULSIÓN [%]	TRISTEZA [%]	NEUTRAL [%]
1	<i>perdón preguntar alicia aire muy intrigar</i>	0	0	60	20	40	0	0
2	<i>no estar ofender asegurar humpty_dumpty</i>	40	60	0	0	0	0	0
3	<i>querer decir ser regalo incumpleaños</i>	0	0	20	0	80	0	0
4	<i>regalo hacer día no ser cumpleaños naturalmente</i>	20	20	0	0	0	0	60
5	<i>alicia quedar considerar idea fin decir preferir regalo cumpleaños</i>	40	20	0	20	40	0	0

Se realizaron experimentos de clasificación, considerando la presencia de la emoción solo si al menos dos evaluadores percibieron la emoción (umbral de 40%), ver tabla 6.2, para lo cual se cambió el valor de porcentaje por uno booleano (1 = presencia, 0



= ausencia). Para este caso, por ejemplo, la primera oración fue etiquetada con las emociones “*MIEDO*” y “*REPULSIÓN*”.

Tabla 6.2. Segmento con etiquetas afectivas en oraciones usando un umbral al 40%.

#	ORACIÓN LEMATIZADA	ALEGRÍA [%]	ENOJO [%]	MIEDO [%]	SORPRESA [%]	REPULSIÓN [%]	TRISTEZA [%]	NEUTRAL [%]
1	<i>perdón preguntar alicia aire muy intrigar</i>	0	0	1	0	1	0	0
2	<i>no estar ofender asegurar humpty_dumpty</i>	1	1	0	0	0	0	0
3	<i>querer decir ser regalo incumpleaños</i>	0	0	0	0	1	0	0
4	<i>regalo hacer día no ser cumpleaños naturalmente</i>	0	0	0	0	0	0	1
5	<i>alicia quedar considerar idea fin decir preferir regalo cumpleaños</i>	1	0	0	0	1	0	0

También se realizaron experimentos preservando solo la emoción dominante. Para los casos de un valor dominante igual en más de una categoría, se colocó el valor de presencia de la emoción en las casillas con dicha situación, ver tabla 6.3. Para este caso, por ejemplo, en la primera oración solo se etiquetó la presencia de la emoción “*MIEDO*”.

Tabla 6.3. Segmento con etiquetas afectivas en oraciones usando emoción dominante.

#	ORACIÓN LEMATIZADA	ALEGRÍA [%]	ENOJO [%]	MIEDO [%]	SORPRESA [%]	REPULSIÓN [%]	TRISTEZA [%]	NEUTRAL [%]
1	<i>perdón preguntar alicia aire muy intrigar</i>	0	0	1	0	0	0	0
2	<i>no estar ofender asegurar humpty_dumpty</i>	0	1	0	0	0	0	0
3	<i>querer decir ser regalo incumpleaños</i>	0	0	0	0	1	0	0
4	<i>regalo hacer día no ser cumpleaños naturalmente</i>	0	0	0	0	0	0	1
5	<i>alicia quedar considerar idea fin decir preferir regalo cumpleaños</i>	1	0	0	0	1	0	0

6.3. Algoritmos automáticos de clasificación

Para los experimentos de clasificación se utilizó el entorno Weka, con los algoritmos: NB (Naive Bayes) (George H. & Langley, 1995), MSV (Máquinas de Soporte Vectorial) (Cortes & Vapnik, 1995) (Burges, 1998), CVR (Clasificación Vía Regresión) (Frank, Wang, Inglis, Holmes, & Witten, 1997) y JRip (Cohen W. ,



1995). Para las pruebas se utilizó el método *10-fold cross-validation*, y los resultados son los promedios de *Precision*, *Recall* y *F-measure* de las pruebas.

6.4 Experimentos con oraciones etiquetadas con umbral de 40%

Para el caso de las oraciones etiquetadas con el criterio de umbral al 40%, es interesante considerar algunas cuestiones; el corpus tienen un total de 491 oraciones y el total de etiquetas después de aplicar este criterio (contando las neutras) es de 678, por lo que algunas oraciones tienen más de una emoción asociada, con este umbral 90 oraciones no tienen emoción asociada, esto indica que el **81.67%** de las oraciones del corpus tienen por lo menos una emoción asociada. En la tabla 6.4 se muestra a detalle la distribución de etiquetas emocionales.

Tabla 6.4. Cantidad de oraciones etiquetadas con una emoción en particular para el criterio de umbral al 40%.

CATEGORÍA	ORACIONES
<i>Alegría</i>	133
<i>Enojo</i>	73
<i>Miedo</i>	60
<i>Repulsión</i>	49
<i>Sorpresa</i>	125
<i>Tristeza</i>	87
<i>Neutral</i>	151

Antes se mencionó que 90 oraciones no tienen emoción asociada, y en la tabla 6.4 se observan 151 etiquetas neutras, eso indica que 61 oraciones además de la etiqueta neutral, también tienen una etiqueta emocional.

6.4.1. Definición de línea base para caso de etiquetamiento con umbral al 40%

Al observar la tabla 6.4 se aprecia perfectamente el desbalance del corpus, y que al realizar experimentos con los algoritmos de clasificación, es necesario tener alguna referencia para interpretar la significancia de los resultados; por lo que se definió una línea base (*baseline*) para objeto de comparación e interpretación de resultados de la clasificación automática.



Para la definición del *baseline* se consideran dos sistemas, en el primero, llamémosle sistema “SI”, se etiquetan todas las oraciones como si tuvieran la emoción presente (tabla 6.5), es decir y a manera de ejemplo, para el caso de alegría, en las 491 oraciones indicará que sí tienen alegría, viendo la tabla 10 sabemos que acertará en 133 de ellas, por lo que su efectividad será del 27%. En el segundo, llamémosle sistema “NO”, se etiquetan todas las oraciones con ausencia de la emoción, es decir y a manera de ejemplo, para el caso de la alegría, viendo la tabla 10 sabemos que acertará en 358 de ellas, por lo que su efectividad será casi del 73%.

Tabla 6.5. Valores de dos sistemas *baseline*.

CATEGORÍA	ORACIONES	SISTEMA “SI”	SISTEMA “NO”
<i>Alegría</i>	133	0.271	0.729
<i>Enojo</i>	73	0.149	0.851
<i>Miedo</i>	60	0.122	0.878
<i>Repulsión</i>	49	0.100	0.900
<i>Sorpresa</i>	125	0.255	0.745
<i>Tristeza</i>	87	0.177	0.823
<i>Neutral</i>	151	0.308	0.692
Promedio		0.197	0.803

Para efectos de comparación se tomará como valor de *baseline* el del sistema “NO”, ya que tiene los valores más altos.

6.4.2 Aplicación de algoritmos de clasificación en corpus con umbral del 40%

Ya con el *baseline* definido y las oraciones con sus respectivas etiquetas emocionales, se procedió a utilizar el entorno Weka para realizar experimentos de clasificación automática utilizando diversos clasificadores y el método *10-fold cross-validation* para las pruebas. En la tabla 6.6 se muestran los resultados.



Tabla 6.6. Resultados de clasificadores.

CLASIFICADOR NB			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.752	0.747	<u>0.75</u>
<i>Enojo</i>	0.792	0.745	0.765
<i>Miedo</i>	0.871	0.845	0.856
<i>Repulsión</i>	0.9	0.906	<u>0.903</u>
<i>Sorpresa</i>	0.661	0.676	0.668
<i>Tristeza</i>	0.805	0.762	0.778
<i>Neutral</i>	0.75	0.758	<u>0.752</u>
Promedio	0.79	0.777	0.782

CLASIFICADOR MSV			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.833	0.837	<u>0.834</u>
<i>Enojo</i>	0.826	0.851	0.832
<i>Miedo</i>	0.858	0.882	0.863
<i>Repulsión</i>	0.921	0.929	<u>0.922</u>
<i>Sorpresa</i>	0.765	0.78	<u>0.769</u>
<i>Tristeza</i>	0.827	0.843	<u>0.831</u>
<i>Neutral</i>	0.814	0.815	<u>0.814</u>
Promedio	0.835	0.848	0.838

CLASIFICADOR JRIP			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.895	0.88	<u>0.868</u>
<i>Enojo</i>	0.914	0.904	<u>0.884</u>
<i>Miedo</i>	0.88	0.896	0.875
<i>Repulsión</i>	0.927	0.933	<u>0.929</u>
<i>Sorpresa</i>	0.868	0.839	<u>0.81</u>
<i>Tristeza</i>	0.905	0.896	<u>0.879</u>
<i>Neutral</i>	0.891	0.874	<u>0.863</u>
Promedio	0.897	0.889	0.873

CLASIFICADOR CVR			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.876	0.872	<u>0.862</u>
<i>Enojo</i>	0.896	0.898	<u>0.88</u>
<i>Miedo</i>	0.886	0.9	<u>0.883</u>
<i>Repulsión</i>	0.949	0.951	<u>0.946</u>



<i>Sorpresa</i>	0.803	0.811	<u>0.786</u>
<i>Tristeza</i>	0.889	0.89	<u>0.874</u>
<i>Neutral</i>	0.887	0.872	<u>0.861</u>
Promedio	0.884	0.885	0.87

En la tabla de resultados se da mayor énfasis al *F-Measure*, por lo que se ha marcado con una “línea baja” los resultados que son superiores al *baseline*. La tabla 6.7 muestra un comparativo entre los promedios de *F-Measure* de los diferentes clasificadores con respecto al *baseline*.

Tabla 6.7. Comparación de resultados con el *baseline*.

CLASIFICADOR VS BASELINE	
NB	2.6% peor
MSV	4.4% mejor
JRip	8.72% mejor
CVR	8.44% mejor

Para el caso de Naive Bayes, se observa que es inferior al *baseline*. Aunque JRip en promedio es el más alto, consideramos que el mejor algoritmo es CVR ya que fue superior al *baseline* en todas las categorías emocionales, JRip fue inferior en la categoría “MIEDO”.

6.5 Experimentos con oraciones etiquetadas con emoción dominante

Para el caso de las oraciones etiquetadas con la emoción dominante, el total de etiquetas (contando las neutras) es de 571, por lo que algunas emociones tienen más de una emoción asociada, con este umbral 101 oraciones no tienen emoción asociada, esto indica que el 79.43% de las oraciones del corpus tienen por lo menos una emoción. En la tabla 6.8 se muestra a detalle la distribución de etiquetas.

Tabla 6.8. Cantidad de oraciones etiquetadas con una emoción en particular para el criterio de emoción dominante.

CATEGORÍA	ORACIONES
<i>Alegría</i>	116
<i>Enojo</i>	60



<i>Miedo</i>	49
<i>Repulsión</i>	42
<i>Sorpresa</i>	104
<i>Tristeza</i>	70
<i>Neutral</i>	130

Antes se mencionó que 101 oraciones no tienen emoción asociada y en la tabla 6.8 se observan 130 etiquetas neutrales, eso indica que 29 oraciones además de la etiqueta neutral, también tienen una etiqueta emocional.

6.5.1 Definición de línea base para caso de etiquetamiento con criterio de emoción dominante

Para la definición de la línea base (*baseline*) se siguieron las mismas reglas que en el caso anterior, solo se hicieron los cálculos con los nuevos datos, en la tabla 6.9 se observan los valores obtenidos.

Tabla 6.9. Valores de dos sistemas *baseline*.

CATEGORÍA	ORACIONES	SISTEMA “SI”	SISTEMA “NO”
<i>Alegría</i>	116	0.236	0.764
<i>Enojo</i>	60	0.122	0.878
<i>Miedo</i>	49	0.1	0.9
<i>Repulsión</i>	42	0.086	0.914
<i>Sorpresa</i>	104	0.212	0.788
<i>Tristeza</i>	70	0.143	0.857
<i>Neutral</i>	130	0.265	0.735
Promedio		0.166	0.834

Para efectos de comparación se tomará como valor de *baseline* el del sistema “NO”, ya que tiene los valores más altos.

6.5.2 Aplicación de algoritmos de clasificación en corpus con categoría dominante

Ya con el *baseline* definido y las oraciones con sus respectivas etiquetas emocionales, se procedió a utilizar el entorno Weka realizar experimentos de clasificación automática utilizando diversos clasificadores y el método *10-fold cross-validation* para las pruebas. En la tabla 6.10 se muestran los resultados.



Tabla 6.10. Resultados de clasificadores.

CLASIFICADOR NB			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.671	0.741	0.685
<i>Enojo</i>	0.787	0.855	0.816
<i>Miedo</i>	0.839	0.888	0.856
<i>Repulsión</i>	0.846	0.9	0.87
<i>Sorpresa</i>	0.655	0.741	0.688
<i>Tristeza</i>	0.805	0.851	0.813
<i>Neutral</i>	0.627	0.699	0.645
Promedio	0.747	0.811	0.768

CLASIFICADOR MSV			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.904	0.906	<u>0.904</u>
<i>Enojo</i>	0.863	0.882	0.869
<i>Miedo</i>	0.878	0.896	0.885
<i>Repulsión</i>	0.943	0.947	<u>0.94</u>
<i>Sorpresa</i>	0.821	0.831	<u>0.824</u>
<i>Tristeza</i>	0.898	0.906	<u>0.898</u>
<i>Neutral</i>	0.883	0.884	<u>0.883</u>
Promedio	0.884	0.893	0.886

CLASIFICADOR JRIP			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.958	0.955	<u>0.953</u>
<i>Enojo</i>	0.944	0.945	<u>0.94</u>
<i>Miedo</i>	0.942	0.943	<u>0.934</u>
<i>Repulsión</i>	0.964	0.965	<u>0.963</u>
<i>Sorpresa</i>	0.925	0.921	<u>0.914</u>
<i>Tristeza</i>	0.965	0.963	<u>0.961</u>
<i>Neutral</i>	0.945	0.941	<u>0.938</u>
Promedio	0.949	0.948	0.943

CLASIFICADOR CVR			
CATEGORÍA	PRECISION	RECALL	F-MEASURE
<i>Alegría</i>	0.958	0.955	<u>0.955</u>
<i>Enojo</i>	0.961	0.959	<u>0.956</u>
<i>Miedo</i>	0.972	0.971	<u>0.969</u>
<i>Repulsión</i>	0.976	0.976	<u>0.974</u>



<i>Sorpresa</i>	0.931	0.925	<u>0.918</u>
<i>Tristeza</i>	0.959	0.959	<u>0.957</u>
<i>Neutral</i>	0.945	0.941	<u>0.938</u>
Promedio	0.957	0.955	0.952

En la tabla de resultados se da mayor énfasis al *F-Measure*, por lo que se han marcado con una “línea baja” los resultados que son superiores al *baseline*. La tabla 6.11 muestra un comparativo entre los promedios de *F-Measure* de los diferentes clasificadores con respecto al *baseline*.

Tabla 6.11. Comparación de resultados con el *baseline*.

CLASIFICADOR VS BASELINE	
NB	7.93% peor
MSV	6.29% mejor
JRip	13.14% mejor
CVR	14.24% mejor

En este caso CVR y JRip fueron superiores al *baseline* en todas las categorías emocionales, al tener CVR el mejor promedio puede ser considerado el mejor.



Capítulo 7. Características de la voz emocional aplicables a la síntesis de voz afectiva

Las primeras investigaciones sobre cómo afectaban las emociones al comportamiento y al lenguaje de los animales fueron descritas brevemente por Darwin (Darwin, 1872). Más recientemente, los efectos de las emociones en el habla han sido estudiados por investigadores acústicos que han analizado la señal de voz, por lingüistas que han estudiado los efectos léxicos y prosódicos y por psicólogos. Gracias a estos esfuerzos se ha conseguido identificar muchas de las componentes del habla que se utilizan para expresar emociones, dentro de los cuales se consideran los más importantes:

- El pitch o frecuencia fundamental.
- La duración.
- La calidad de la voz.

El habla neutra suele caracterizarse por un tono con un rango de variación estrecho y unas transiciones de F0 suaves, además de una velocidad de locución alta.

Las emociones primarias suelen estar acompañadas de claros indicios físicos. Cuando se está deprimido, el cuerpo se moviliza (o se desmoviliza) para desconectarse. Y cuando se es feliz, el cuerpo se moviliza para asumir compromisos y acciones positivas. Se activan determinados músculos para apoyar ciertas acciones, y el cerebro envía mensajes especiales a las glándulas endocrinas (que controlan la producción y la liberación de hormonas) y el sistema nervioso autónomo (que regula los órganos sobre los cuales no se ejerce control voluntario, como el corazón y el estómago). Aunque no existe un común acuerdo en la clasificación de las emociones, para este trabajo se consideran las 6 emociones básicas propuestas por Ekman, por lo que se presentarán las características fisiológicas de cada una de ellas.



7.1 Alegría

Sentimiento grato y vivo, producido por un motivo placentero, que, por lo común, se manifiesta con signos externos. Se manifiesta en un incremento en el tono medio y en su rango, así como un incremento en la velocidad de locución y en la intensidad.

7.2 Enojo

Ha sido ampliamente estudiado en la literatura sobre emociones. Hay contradicciones entre los efectos recogidos en estos escritos, aunque esto puede ser debido a que el enfado puede ser expresado de varias maneras. El Enojo se define como “la impresión desagradable y molesta que se produce en el ánimo”. El enfado se caracteriza por un tono medio alto (229 Hz), un amplio rango de tono y una velocidad de locución rápida (190 palabras por minuto), con un 32% de pausas.

7.3 Miedo

Es una emoción caracterizada por un intenso sentimiento habitualmente desagradable, provocado por la percepción de un peligro, real o supuesto, presente o futuro. Es una emoción primaria que se deriva de la aversión natural al riesgo o la amenaza, y se manifiesta tanto en los animales como en el ser humano. Comparando el tono medio con las otras tres emociones primarias estudiadas, se observa el tono medio más elevado (254Hz), el rango mayor, un gran número de cambios en la curva del tono y una velocidad de locución rápida (202 palabras por minuto).

7.4 Repulsión

Es la denominación de la emoción de fuerte desagrado y disgusto hacia sustancias y objetos, como determinados alimentos, excrementos, materiales orgánicos pútridos o sus olores. El asco puede ser suscitado también por personas o comportamientos. A diferencia de otras formas menores de rechazo, el asco se expresa mediante violentas reacciones corporales como náuseas, vómitos, sudores, descenso de la presión sanguínea e incluso el desmayo. La ciencia trata el asco como una emoción elemental en lugar de como instinto, pues no es innato, sino que se desarrolla mediante la



socialización. Se caracteriza por un tono medio bajo, un rango amplio y la velocidad de locución más baja, con grandes pausas.

7.5 Sorpresa

Es un breve estado emocional, resultado de un evento inesperado. Puede tener cualquier polaridad, es decir, que puede ser neutral, agradable o desagradable. En consecuencia, algunos especialistas no categorizan la sorpresa en sí misma como una emoción. Espontánea o involuntaria, la sorpresa es con frecuencia expresada por solo una fracción de segundo. Puede ser seguida inmediatamente por la emoción del miedo o la alegría. La intensidad de la sorpresa está relacionada con cuánto cae la mandíbula, sin embargo algunas personas no abren la boca durante esta emoción. La elevación de las cejas, al menos momentáneamente, es el más distintivo y previsible signo de la sorpresa con un tono medio mayor que la voz normal, una velocidad igual a la normal y un rango amplio.

7.6 Tristeza

Es estado afectivo provocado por un decaimiento de la moral. Es la expresión del dolor afectivo mediante el llanto, el rostro abatido, la falta de apetito, etc. A menudo nos sentimos tristes cuando nuestras expectativas no se ven cumplidas, cuando las circunstancias de la vida son más dolorosas que alegres. El habla triste exhibe un tono medio más bajo que el normal, un estrecho rango y una velocidad de locución lenta.

7.7 Síntesis de voz afectiva

Para lograr la síntesis de voz afectiva, hay que adaptar las características fisiológicas de la voz emotiva descrita, al modelo donde se vaya a implementar la síntesis, e implementar los parámetros que el modelo de síntesis requiera en términos de frecuencia fundamental, velocidad y calidad de voz, véase Figura 8.1.

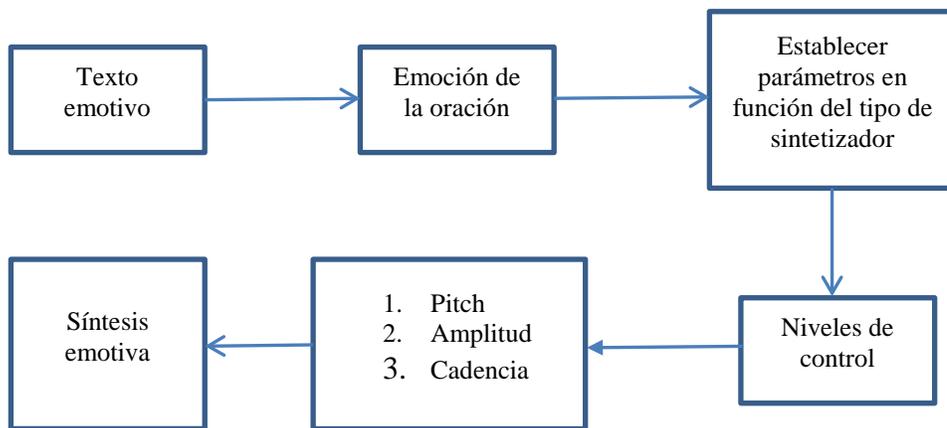


Figura 8.1. Síntesis de voz emotiva a partir de texto emotivo.



Capítulo 8. Conclusiones y trabajo futuro

En la búsqueda del estado del arte se observó que los recursos léxicos para el idioma español en el ámbito de minería de opiniones es bastante limitado, por lo que se propuso y aplicó una metodología para crear un diccionario etiquetado con categorías emocionales, este diccionario además de tener las palabras con su respectiva etiqueta emocional, es diferente a todos los diccionarios afectivos existentes ya que se agregó una etiqueta (FPA, factor de probabilidad de uso afectivo) que da una estimación acerca de que tan frecuente es el uso afectivo de las palabras que conforman al diccionario. Las palabras del diccionario fueron analizadas por múltiples evaluadores y se realizó una estimación de concordancia realizado una adaptación el método de kappa ponderada.

Adicionalmente se propuso y aplicó una metodología para la creación de un corpus de textos etiquetado con emociones, lo que incluye la búsqueda y selección de textos, definición de granularidad, formato de etiquetamiento, reglas de marcado, trabajo con múltiples evaluadores, aplicación de una métrica de concordancia (fue necesario diseñar una métrica nueva, ya que los métodos clásicos no se ajustan a las variables presentes en las evaluaciones del corpus), definición de criterios de etiquetamiento de emoción tomando la información de evaluadores más afines, análisis morfosintáctico para preservar solo las categorías gramaticales con potencial contenido afectivo y lematización.

Se investigaron las características de la voz emocional y los parámetros más relevantes que deben considerarse para la tarea de voz sintética emocional.

Se investigaron diversos algoritmos automáticos de clasificación y se definió un *baseline* (línea base) con objeto de comparar su desempeño.

Se aplicaron cuatro métodos de clasificación y se hizo un comparativo entre los resultados contra el *baseline* propuesto.



Observando los resultados de los clasificadores, se demuestra que las reglas con que se etiquetaron las emociones en las oraciones que conforman al corpus fueron adecuadas, ya que en las variantes del experimento, umbral al 40% y emoción dominante, hubo algoritmos de clasificación que superaron ampliamente al *baseline* propuesto.

Es interesante puntualizar que en ambos criterios de etiquetamiento del corpus, la cantidad de oraciones que tienen al menos una etiqueta emocional y la distribución de las mismas son bastante semejantes, no así los resultados.

Analizando los resultados del algoritmo CVR, al cual consideramos mejor para este experimento, se observa que para el criterio de etiquetado con la emoción dominante, la tasa de acierto se acerca bastante al 100% al realizar pruebas con el método *10-folds cross-validation*, con lo cual se demuestra que utilizar las palabras como característica fundamental para la clasificación automática de emoción es posible, si se toman las consideración presentadas.

Finalizamos puntualizando que los recursos léxicos creados durante el desarrollo de este trabajo son una alternativa nueva y diferente a las utilizadas actualmente para resolver la identificación del contenido emocional en textos; además incrementa los limitados recursos léxicos existentes para el español en esta área, y se ponen a disposición de cualquiera interesado⁸.

8.1 Aportaciones

Aportaciones científicas:

- Metodología de creación de un diccionario afectivo.
- Definición de un nuevo parámetro de ponderación de palabras potencialmente afectivas (FPA, factor de probabilidad de uso afectivo).
- Metodología de creación de un corpus de textos afectivos.

⁸ <http://www.cic.ipn.mx/~sidorov>



- Definición de criterios de marcado de emociones sobre un corpus de textos, usando la información de múltiples evaluadores: umbrales, emoción dominante.
- Definición de una métrica de concordancia para variables nominales con categorías que no son mutuamente excluyentes.
- Definición de una línea base (*baseline*) de clasificación sobre el corpus de textos propuesto.
- Estudio comparativo entre diferentes métodos de clasificación para la clasificación de emociones en texto.

Aportaciones técnicas:

- Diccionario etiquetado con categorías emocionales (alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza) y su factor de probabilidad de uso afectivo, el recurso cuenta con 2,036 palabras, todas ellas valoradas por al menos 17 evaluadores.
- Corpus de textos etiquetados con categorías emocionales (alegría, enojo, miedo, repulsión, sorpresa y tristeza) y evaluados en cada una de las 491 oraciones que lo conforman por 20 personas.
- Aplicación del índice de kappa ponderado para la evaluación de concordancia de múltiples evaluadores.

8.2 Trabajo futuro

Investigar la manera más adecuada de agregar las palabras del diccionario con términos afectivos (como un elemento de ponderación) en sistemas automáticos de clasificación.

Realizar un análisis del rol que tienen las negaciones en la determinación automática de emociones.

Desarrollar modelos que permitan identificar automáticamente el contenido de sarcasmo, ironía y sentido del humor en texto, para su incorporación en sistemas automáticos de detección de emociones.



Traducir el corpus de textos utilizado en SEMEVAL 2007, y realizar sobre él, trabajos de etiquetado y clasificación.

Definir una métrica de concordancia para n evaluadores y que valore independientemente cada categoría.

Desarrollar un modelo que permita identificar el perfil psicológico de individuos a partir de sus opiniones en redes sociales.

8.3 Publicaciones derivadas

Presentaciones en congresos, talleres y coloquios:

- “Estimating the Fundamental Tone of continuous voice in real-time”, 7^o Congreso de Tendencias Tecnológicas en Computación, CIDETEC, 2009.
- “Preparación de un corpus marcado con emociones en español”, 5^o Coloquio de Lingüística Computacional de la UNAM, 2011.
- “Empirical Study of Machine Learning Based Approach for Opinion Mining in Tweets”, LNAI 7629, 2012, pp. 1-14
- “Survey de minería de opiniones”, Taller internacional de Procesamiento Automático de Lenguaje Natural y sus Aplicaciones, CIC, 2010.
- “Spanish Emotion Lexicon”, 9^o Taller Tecnologías de lenguaje humano, INAOE, 2012.

Revistas:

- “Metodología para creación de corpus de textos marcado con categorías emocionales”, aceptado en Polibits. Vol. 47 enero-junio 2013.
- “Creación y evaluación de un diccionario marcado con emociones y ponderado para el español”, enviado a revista JCR, en proceso de revisión.



Referencias bibliográficas

- Albrecht, I., Schröder, M., Haber, J., & Seidel, H. (2005). Mixed feelings: expression of non-basic emotions in a muscle-based talking head. *Virtual Real*, 201-212.
- Atserias, J., Carmona, J., Castellón, I., Cervell, S., Civit, M., Márquez, L., y otros. (1998). Morphosyntactic Analysis and Parsing of Unrestricted Spanish Text. *Proceedings of the 1st International Conference on Language Resources and Evaluation*, (págs. 1267-1274). Granada.
- Bestgen, Y. (1993). Can emotional valence be determined from words? . *Cognition and Emotion*, 21-36.
- Bradley, M., & Lang, P. (1999). *Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings*. Gainesville: Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
- Bradley, M., & Lang, P. (1999). *Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings*. Gainesville: FL: Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
- Bradley, M., & Lang, P. (1999). *The international affective digitized sounds (IADS): stimuli, instruction manual and affective ratings*. Gainesville: The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida.
- Briscoe, E., & Carroll, J. (2002). Robust accurate statistical annotation of general text. *3th International Conference on Language Resources and Evaluation*, (págs. 1499–1504). Las Palmas.
- Burges, C. (1998). A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 121-167 .
- Carmona, J., Cervell, S., Márquez, L., Martí, M., Padró, L., Placer, H., y otros. (1998). An Environment for Morphosyntactic Processing of Unrestricted Spanish Text. *Proceedings of the 1st International Conference on Language Resources and Evaluation*, (págs. 915-922). Granada.



- Carreras, X., Chao, I., Padró, L., & Padró, M. (2004). FreeLing: An Open-Source Suite of Language Analyzers. *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation*.
- Chambers, N., Tetreault, J., & Allen, J. (2006). Approaches for Automatically Tagging Affect: Steps Toward an Effective and Efficient Tool. *Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications*, 143-158.
- Chóliz, M. (2005). *Psicología de la emoción: el proceso emocional*. Valencia: Dpto de Psicología Básica, Universidad de Valencia.
- Church, K., & Hanks, P. (1989). Word association norms, mutual information, and lexicography. *Proceedings of the 27th. Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (págs. 76-83). Vancouver: B.C. Association for Computational Linguistics.
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*(20), 37-46.
- Cohen, J. (1968). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 37-46.
- Cohen, W. (1995). Fast Effective Rule Induction. *Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning*, (págs. 115-123). California.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support Vector Networks. *Machine Learning*, 20, 273-297.
- Cortes, É. (2008). Comparación en la estimación del VO₂max a través de un monitor de frecuencia cardíaca Polar S810 y una prueba de esfuerzo maximal en banda sin fin según el protocolo de Balke, en deportistas universitarios entrenados en resistencia aeróbica.
- Cowie, R., & Cornelius, R. (2003). Describing the emotional states that are expressed in speech. *Speech Communication Special Issue on Speech and Emotion* , 5-32.



- Darwin, C. (1872). *The expression of the emotions in man and animals*. London: John Murray.
- Dhaliwal, K., Gillies, M., O'connor, J., Oldroyd, A., Robertson, D., & Zhang, L. (2007). Facilitating online role-play using emotionally expressive characters. *Artificial and Ambient Intelligence, Proceedings of the AISB Annual Convention*, (págs. 179–186).
- Díaz Rangel, I., Sidorov, G., & Suárez Guerra, S. (s.f.). Métricas de concordancia de variables ordinales no mutuamente excluyentes. (*artículo en revisión*).
- Ekman, P. (1972). Universals and cultural differences in facial expressions of emotion. *Nebraska Symposium on Motivation*, (págs. 207-283). Nebraska.
- Ekman, P. (1972). Universals and cultural differences in facial expressions of emotion. *Nebraska Symposium on Motivation*, 19, 207–283.
- Ekman, P. (1992). Are there basic emotions? *Psychological Review*, 384-392.
- Elliot, C. (1992). *The affective reasoner: A process model of emotions in a multi-agent system*. Northwestern University: Tesis doctoral, The Institute for Learning Sciences, Northwestern University.
- Esuli, A., & Fabrizio, S. (2003). SentiWordNet: A Publicly Available Lexical Resource for Opinion Mining. *Fifth international conference on Language Resources and Evaluation*, (págs. 417-422).
- Fleiss, J. (1971). Measuring nominal scale agreement among many raters. *Psychological Bulletin*, 76(5), 378–382.
- Fleiss, J., & Cohen, J. (1973). The equivalence of weighted kappa and the intraclass correlation coefficient as measures of reliability. *Educational and Psychological Measurement*, 613–619.
- Francisco, V., & Gervás, P. (2006). Análisis de dependencias para la marcación de cuentos con emociones. *Procesamiento de Lenguaje Natural*, 1135-1148.



- Francisco, V., Hervás, R., & Gervás, P. (2005). Expresión de emociones en la síntesis de voz en contextos narrativos. *Simposio de Computación Ubicua e Inteligencia Ambiental*. Granada.
- Frank, E., Wang, Y., Inglis, S., Holmes, G., & Witten, I. (1997). *Using Model Trees for Classification*. Technical Note, University of Waikato, Hamilton.
- García, D., & Alías, F. (2008). Emotion identification from text using semantic disambiguation. *Procesamiento del Lenguaje Natural*, 75-82.
- George H., J., & Langley, P. (1995). Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers. *Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, (págs. 338-345). San Mateo.
- Greenberg, L. (2000). *Emociones: Una guía interna*. Bilbao: Descleé De Brouwer.
- Grefenstette, G., Qu, Y., Evans, D., & Shanahan, J. (2006). Validating the Coverage of Lexical Resources for Affect Analysis and Automatically Classifying New Words along Semantic Axes. *Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications*, 93-107.
- Hatzivassiloglou, V., & McKeown, K. (1997). Predicting the semantic orientation of adjectives. *Proceedings of the 8th conference on European chapter of the Association for Computational Linguistics* (págs. 174-181). Morristown: Association for Computational Linguistics.
- Heise, D. (1965). Semantic differential profiles for 1,000 most frequent english words. *Psychological Monographs*, 1-31.
- Hiriji, K., & Rosove, M. (1990). *A note on interrater agreement*. Tanzania: Department of Epidemiology, Faculty of Medicine, University of Dar es Salaam.
- Hofer, G., Richmond, K., & Clark, R. (2005). Informed blending of databases for emotional speech synthesis. *Proc. Interspeech*.
- Huettner, A., & Subasic, P. (2000). Fuzzy Typing for Document Management. *ACL 2000 Software*. Hong Kong.



- Izard, C. (1977). *Human Emotions*. New York: Plenum Press.
- James, R. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology* , 1161-1178.
- Jiang, J., & Conrath, D. (1997). Semantic Similarity Based on Corpus Statistics and Lexical Taxonomy. *Proc. of the Int'l. Conf. on Research in Computational Linguistics*, (págs. 19-33).
- Landis, R., & Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*(35), 159-174.
- Lang, P. (1980). Behavioral treatment and bio-behavioral assessment: Computer applications. *Technology in Mental Health Care Delivery Systems In Technology in Mental Health Care Delivery Systems*, 119-137.
- Lang, P., Bradley, M., & Cuthbert, B. (1999). *International affective picture system (IAPS): Technical manual and affective ratings*. Gainesville: Center for Research in Psychophysiology, University.
- Lasswell, H., & Namewirth, J. (1969). *The Laswell Value Dictionary*. New Haven: Yale University Press.
- Lenat, D. (1995). CYC: A large-scale investment in knowledge infrastructure. *Communications of the ACM*, 33-38.
- Liu, H., & Lieberman, H. (2003). A model of textual affect sensing using real-world knowledge. *Proceedings of IUI*. Miami.
- Liu, H., Lieberman, H., & Selker, T. (2002). *Automatic affective feedback in an email browser*. MIT Media Lab Software Agents Group Technical Report.
- Martín-Wanton, T., & Pons-Porrata, A. (2010). Opinion Polarity Detection - Using Word Sense Disambiguation to Determine the Polarity of Opinions. *Proceedings of International Conference on Agents and Artificial Intelligence* , (pág. 483–486).



- Montero Martínez, J. (2003). Estrategias para la mejora de la naturalidad y la incorporación de variedad emocional a la conversión texto a voz en castellano.
- Mueller, E. (2003). ThoughtTreasure: A natural language/commonsense platform.
- Ortony, A., & Turner, T. (1990). What's basic about basic emotions? *Psychological Review*, 97, 315-331.
- Ortony, A., Clore, G., & Collins, A. (1988). *The cognitive structure of emotions*. New York: Cambridge University Press.
- Padró, L. (Diciembre de 2011). Analizadores Multilingües en FreeLing. *Linguamatica*, 3(2), 13-20.
- Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs Up? Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques. *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*.
- Pedersen, T., Banejee, S., & Patwardhan, S. (2005). *Maximizing semantic relatedness to perform word sense disambiguation*.
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. *Emotion: Theory, research, and experience: Vol. 1. Theories of emotion*, 3-33.
- Polanyi, L., & Zaenen, A. (2004). Contextual valence shifters. *Computing Attitude and Affect in Text: Theory and Applications*, 1-9.
- Porter, M. (1980). An algorithm for suffix stripping. *Program: electronic library and information systems*, 130-137.
- Redondo, J., Fraga, I., Padrón, I., & Comesaña, M. (2007). The Spanish adaptation of ANEW (Affective Norms for English Words). *Behavior Research Methods*, 39, 600-605.
- Scherer, K., & Ekman, P. (1984). On the Nature and Function of Emotion: A Component Process Approach. *Approaches to emotion*, 293-317.



- Singh, P. (2002). The public acquisition of commonsense knowledge. *Proceedings of AAAI Spring Symposium*. Palo Alto.
- Smith, C. (1989). Dimensions of appraisal and physiological response in emotion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 339–353.
- Stone, P., Dunphy, D., & Smith, M. (1966). *The General Inquirer: A Computer Approach to Content Analysis*. Oxford, England: The M.I.T. Press.
- Strapparava, C., & Mihalcea, R. (2007). SemEval-2007 Task 14: Affective Text. *Proceedings of the 4th International Workshop on the Semantic Evaluations*. Praga .
- Strapparava, C., & Valitutti, A. (2004). Wordnet-affect: an affective extension of wordnet. *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation*, (págs. 1083-1086). Lisboa.
- Sugimoto, F., & Yoneyama, M. (2006). A method for classifying emotion of text based on emotional dictionaries for emotional reading. *Proceedings of the 24th IASTED International Multi-Conference Artificial Intelligence and Applications*, (págs. 91–96). Innsbruck.
- Toutanova, K., & Manning, C. (2000). Enriching the knowledge sources used in a maximum entropy part-of-speech tagger. *Proceedings of the 2000 Joint SIGDAT conference on Empirical methods in NLP and very large corpora*, (págs. 63–70). Morristown.
- Turney, P., & Littman, M. (2003). Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association. *ACM Transactions on Information Systems*, 315-346.
- Whissell, C. (1989). The dictionary of affect in language. Emotion: Theory, research and experience. *The measurement emotions*, 113-131.
- Wundt, W. (1896). *Grundriss der Pshychologie*. Leipzig: Erlag von Wihelm Engelmann.



Zhe, X., & Boucouvalas, A. (2002). Text-to-emotion engine for real time internet communication. *International Symposium on Communication Systems, Networks and DSPs*, (págs. 164–168).