

Classifying User Experience Based on the Intention to Communicate

S. Aciar, and M. Ochs

Abstract—Experience mining is considered a substantial extension of opinion mining. Experience mining covers the description of all events that are related to the user's perception in the interaction with the object. There is information about the user's experience that cannot be obtained with polarity analysis or sentiment analysis. The information obtained from those analyses is the positive or negative evaluation of a product/service. But in opinion analysis there is more useful information for other users. In this work we propose a method to obtain expressions of user experiences that are difficult to obtain by some of the current methods. The contributions of this work are: 1) Classification of information of user experiences according to the intention of communication: the categories are: "Evaluation", "Sensation" "Recommendation" and "Target Users". 2) A rule-based method: rules take into account the lexical classification of words to classify sentences based on communicative intention. The results obtained show that the method based on classification rules can provide useful information about the user experience to other users

Index Terms—Natural language processing, Opinion mining, User's experience.

I. INTRODUCCIÓN

LA minería de opiniones extrae información subjetiva de expresiones escritas por usuarios de productos/servicios [1], [2]. Más precisamente, el objetivo de los métodos de minería de opiniones es el de obtener la polaridad (positiva o negativa) de productos/servicios. Por ejemplo, "... el 50% de los usuarios opinan que el restaurante X es bueno ...". También con estos métodos se puede obtener información más específica sobre el valor que le dan los usuarios a ciertas características de un producto/servicio, por ejemplo "... el servicio de limpieza del hotel no es bueno ...". Este análisis más específico se denomina "análisis de sentimientos". En este caso, se extrae información de la opinión del usuario sobre características del producto/servicio [1], [2], [3], [4].

Sin embargo, la clasificación de opiniones sufre algunos problemas. Al analizar ciertas sentencias, estas no pueden ser catalogadas en alguna clase (positiva o negativa) debido a que son opiniones contradictorias o ambiguas. Otro problema es la identificación del contexto en el que se emitió la opinión. Las herramientas actuales no pueden inferir el contexto subyacente en las opiniones [1], [3], [4]. La precisión de los métodos de análisis de opiniones depende de la solución de estos problemas [2], [4]. Otro de los problemas abiertos de investigación [3], [4] es la obtención de otro tipo de información involucrada en las opiniones que no sea solo la polaridad de la opinión del producto/servicio o de sus características. Por ejemplo, información sobre la experiencia del usuario al hacer uso del producto/servicio. La experiencia de usuarios se considera una extensión sustancial de la evaluación de la usabilidad. La experiencia de usuario cubre la descripción de todos los eventos relacionados con el uso y la percepción del usuario en la interacción con el producto/servicio [5], [6]. Obtener esta clase de información desde las opiniones brindadas por el usuario, es difícil de obtener con el análisis de polaridad o el análisis de sentimientos, por ejemplo, dada la siguiente opinión en idioma inglés:

"We went with my husband, we asked for an interior room. The noise did not let us sleep. Excellent service but very small rooms. A bit cold in the room although the heater was on and the windows did not shut properly. Nothing fancy, bed, pillow, tv and a shower with hot water. For a short stay is fine. Breakfast is ok, coffee with two croissants."

Si se aplica algunas de las técnicas de minería de opinión, más precisamente basadas en el análisis de las características del producto/servicio, por ejemplo, la propuesta en [7], la opinión se divide en sentencias como se muestra a continuación:

S1: We went with my husband, we asked for an interior room.

S2: The noise did not let us sleep.

S3: Excellent service but very small rooms

S4: A bit cold in the room although the heater was on and the windows did not shut properly.

S5: Nothing fancy, bed, pillow, tv and a shower with hot water.

S6: For a short stay is fine.

S7: Breakfast is ok, coffee with two croissants.

Luego cada sentencia es clasificada en positiva o negativa aplicando un conjunto de reglas obtenidas como lo indica en [7].

Este trabajo ha recibido soporte financiero del proyecto EMPATHIA del Programa de Cooperación Internacional STIC-AMSud y del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas CONICET.

S. Aciar, Grupo TAC, Instituto de Informática, Universidad Nacional de San Juan, San Juan – Argentina (e-mail: saciar@unsj-cuim.edu.ar).

M. Ochs. Laboratoire des sciences de l'information et des systems. Aix-Marseille Université. France, (e-mail: magalie.ochs@lis-lab.fr).

S1: We went with my husband, we asked for an interior room.

 S2: The noise did not let us sleep.

 S3: Excellent service but very small rooms

 S4: A bit cold in the room although the heater was on and the windows did not shut properly.

 S5: Nothing fancy, bed, pillow, tv and a shower with hot water.

 S6: For a short stay is fine.

 S7: Breakfast is ok, coffee with two croissants.

Siguiendo con el proceso propuesto en [7], se obtiene la valoración que tienen los usuarios por las características del producto/servicio, en este caso, el servicio brindado por un hotel:

Hotel Features:
 Inside room - - > Good
 Environment - - > Bad
 Windows - - > Bad
 Heating - - > Bad
 Bed - - > Good
 Shower - - > Good
 Breakfast - - > Good

Teniendo en cuenta este ejemplo, la información obtenida por un análisis de minería de opiniones es la evaluación positiva o negativa de las características de un producto/servicio. Pero en la opinión hay más información útil para otros usuarios. Frases como: *"We went with my husband..."*, *"The noise did not let us sleep"*, *"Excellent service..."*, *"For a short stay is fine"*. Esas frases son más útiles para terceros. Esta información es precisamente lo que otros usuarios buscan cuando toman una decisión. En este trabajo, se propone un método para obtener información de la experiencia del usuario que es difícil de obtener por algunos de los métodos actuales de minería de opiniones. Las aportaciones de este trabajo son: (i) Definición de clases de experiencia de usuarios según la intención de comunicación del usuario. Se definieron las clases "Evaluación", "Sensación", "Recomendación" y "Usuarios destinatarios". (ii) Un método basado en reglas: las reglas tienen en cuenta la clasificación sintáctica de las palabras para clasificar sentencias según actos comunicativos.

El resto del artículo está estructurado de la siguiente forma: Los trabajos relacionados son presentados en la sección II. En la sección III se presentan las categorías de experiencias de usuario definidas en base a actos comunicativos. El conjunto de reglas de clasificación de experiencias en forma automática y el proceso de extracción de información de experiencias de usuarios en base a esas categorías se presentan en la sección IV. En la sección V se detallan los resultados obtenidos al aplicar el método en un caso de estudio real para finalmente presentar las conclusiones en la sección VI.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

En los últimos años, se han propuesto muchos métodos y técnicas para obtener y clasificar opiniones de usuarios según

su polaridad (positiva o negativa) [8], [9], [10], [11]. Las propuestas que tratan la extracción de otra información, específicamente la experiencia del usuario, son más limitadas.

En [12] las opiniones se analizan para predecir las experiencias potenciales que un usuario puede obtener al interactuar con un objeto. El objetivo es recomendar un objeto con los posibles aspectos que ayudarán al usuario a mejorar su experiencia. Usan algoritmos de clasificación de base léxica para categorizar sentencias. En contraste con este trabajo, no se analizan las opiniones para predecir experiencias futuras. En este trabajo, se analizan las opiniones para obtener experiencias pasadas que fueron escritas explícitamente por los usuarios.

En [13], se presenta un método para obtener información de consejos creíbles y relevantes que dan los usuarios en las redes sociales. La información de las sugerencias se obtiene a través del análisis de experiencias de usuarios anteriores. Extraen esta información a través de un diccionario de palabras claves. Las palabras claves se clasifican en cuatro categorías: Recomendación, Eslogan, Impresión y Énfasis. Luego realizan una clasificación de experiencias basadas en las palabras clave más relevantes. Este trabajo está muy relacionado con el que se presenta en este documento. Ambos obtienen información útil para otros usuarios y no tienen en cuenta el análisis de polaridad. La diferencia con este trabajo es la definición de otros tipos de categorías de experiencias de usuario, tales como usuarios destinatarios y evaluación. Otra diferencia está en el método de clasificación, en este trabajo se analizan las estructuras gramaticales y semánticas de verbos, adjetivos, adverbios y sustantivos y ellos lo realizan mediante el uso de palabras claves.

En [14] analizan las respuestas que los usuarios escribieron en cuestionarios en línea. Se realizaron cuestionarios para adquirir información sobre las interacciones de los usuarios con ciertos productos. Utilizan el clasificador de entropía máxima para clasificar las narrativas positivas y negativas sobre aspectos del producto, como el contexto, el efecto, la necesidad de cumplimiento y la calidad del producto. Obtienen información breve sobre ciertas características del producto y su polaridad, positiva o negativa. El propósito del trabajo presentado en este documento es obtener más información que la simple polaridad de la característica del producto.

En [15] los autores presentan un método para extraer y resumir la información de la situación en eventos de desastre desde microblogs. Establecen una clasificación de la información situacional utilizando métodos sintácticos y clasificadores supervisados. Estos métodos etiquetados de partes del discurso (part-of-speech -POS tagger en inglés) y máquina de soporte vectorial (Support Vector Machine – SMV, en inglés) para clasificar palabras dentro de las clases de información situacional. La diferencia con este trabajo radica en el método de clasificación, en este trabajo se definen diferentes tipos de información adecuados a las experiencias de los usuarios. También se obtienen reglas sintácticas y semánticas para clasificar sentencias en alguna de las clases definidas.

En [16], se obtienen experiencias de usuario de documentos web para construir una base de datos. Estructuran la información de las experiencias del usuario en objeto, experimentador, expresión de experiencia, polaridad de experiencia (positiva o negativa), modo temporal (pasado, presente, etc.) y un indicador del lugar donde se llevó a cabo la experiencia descrita. Se define una clasificación de experiencias teniendo en cuenta la evaluación subjetiva, el estado (si ha sucedido o está ocurriendo) y la acción concreta. Toman en cuenta el verbo involucrado en la frase y su análisis de tiempo, polaridad y modalidad. En este trabajo se analiza además el verbo, sustantivo, adjetivos y proposiciones y su clasificación sintáctica, semántica y morfológica.

En [17] se extrae la experiencia personal de logs web. También analizan la estructura gramatical del verbo para decidir si una frase escrita es o no una experiencia personal. Características verbales tales como clase de verbos, tiempo, aspecto, estado de ánimo y modalidad se tienen en cuenta para clasificar el verbo en actividad o estado. Pero hay frases que no contienen verbos, pero son útiles para otros usuarios por ejemplo "Hotel cerca de la terminal de buses". La principal diferencia con este trabajo reside en el propósito del trabajo. Si bien el trabajo anterior obtiene información de la experiencia del usuario como acciones objetivas realizadas, existe información subjetiva que es importante analizar. Por ejemplo, la frase "Hotel para viajeros sin niños" es útil para otros viajeros y no tiene verbos. Por lo tanto, en este trabajo se propone el análisis sintáctico y morfológico de palabras tales como verbos, adjetivos, preposiciones y sustantivos presentes en las opiniones.

III. CATEGORÍAS DE EXPERIENCIAS DE USUARIO

Las experiencias de los usuarios analizadas en los trabajos anteriores son frases de la forma sujeto, verbo y complemento. Como se mencionó anteriormente, hay frases que no tienen esta estructura y son relevantes para que otros usuarios las conozcan. En [12], [13], [14], [15], [16] y [17], clasifican la información de la experiencia del usuario en diferentes tipos.

En este artículo, se propone una clasificación que toma en cuenta el tipo de acto de habla o intención para comunicar. Cada sentencia que escribe un usuario está destinada a comunicarse con alguna intención. Por esta razón, hay actos de habla para informar, hacer una nueva solicitud, etc. Los tipos de experiencias de usuario que identificamos en función de la intención de comunicación del usuario son:

- *Evaluación*: Expresión que un usuario usa para evaluar el producto/servicio o partes de él.
- *Sensación*: expresión que representa el efecto, la sensación o la emoción que causa el producto/servicio al usuario y puede afectar los sentidos sin justificación.
- *Recomendación*: Expresión donde el usuario propone, sugiere o recomienda el producto/servicio y lo considera ventajoso, beneficioso, adecuado u oportuno para ser utilizado en alguna ocasión o situación.
- *Usuarios destinatarios*: personas que están relacionadas con el usuario o producto y que participan en la experiencia.

La tabla I muestra ejemplos de frases identificadas en cada categoría:

TABLA I
TIPOS DE FRASES CONTENIENDO INFORMACIÓN DE
EXPERIENCIAS DE USUARIOS

Categoría	Ejemplos
Evaluación	Excellent service but very small rooms
Sensación	Disappointed with the stay
Recomendación	Hotel for travelers without children
Usuarios Destinatarios	We bring pets

IV. PROCESO BASADO EN REGLAS PARA RECUPERAR LAS EXPERIENCIAS DE LOS USUARIOS

El proceso para recuperar sentencias conteniendo información de la experiencia del usuario se muestra en la Fig. 1.

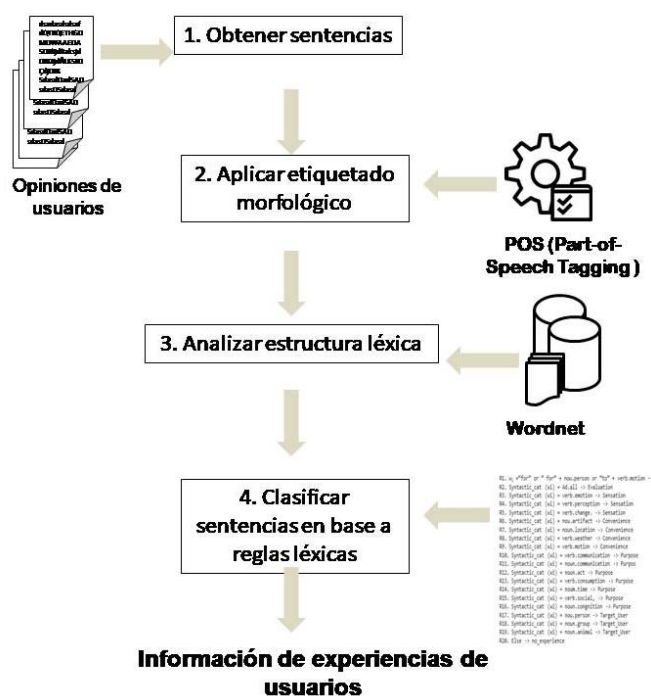


Fig. 1. Proceso basado en reglas para recuperar experiencias de usuario.

Paso 1: Obtener las sentencias. El objetivo del primer paso es obtener los datos a analizar. Cada opinión se divide en sentencias. El punto marca el final de una sentencia y el comienzo de la siguiente sentencia.

Paso 2: Aplicar etiquetado morfológico. El objetivo de este paso es conocer la composición morfológica de cada sentencia. Sustantivos, verbos, adjetivos y propocisiones deben ser identificados. Se asigna una categoría morfológica para cada palabra a través del proceso POS (Part Of Speech). Stanford CoreNLP [18].

Paso 3: Analizar estructura léxica. Una vez obtenida la etiqueta morfológica de cada palabra, solo se analizan los adjetivos, las preposiciones, los verbos y los sustantivos. Se descartan los adverbios, las conjunciones, los determinantes, números y pronombres. Luego, se busca una categoría léxica para cada palabra en Wordnet para saber qué concepto léxico

está asociado a cada palabra.

Paso 4: Aplicar reglas léxicas y clasificar las sentencias. Se utiliza un conjunto de reglas definidas para clasificar las sentencias en alguna de las categorías de experiencia del usuario.

Cada paso del proceso se explica en detalle en las siguientes subsecciones.

A. Obteniendo las Sentencias a Analizar

Las opiniones son divididas en sentencias. El punto marca el final de una sentencia y el comienzo de la siguiente. Por ejemplo, dada la siguiente opinión: “*We were two adults and a girl. Luckily we had a room that faces the interior and should have been quieter than those facing the street. For one night is perfect, it is for travelers*”. La descomposición de esta opinión en sentencias sería:

```
S1: We were two adults and a girl
-----
S2: Luckily we had a room that faces the interior and
should have been quieter than those facing the street
-----
S3: It is for travelers
-----
S4: The breakfast is ok
```

B. Etiquetado Morfológico

A cada una de las sentencias se le realiza el análisis morfológico, para ello se aplica el etiquetado POS (Part Of Speech) a cada sentencia. POS es un método donde a cada palabra del texto se le asigna alguna de las clases del discurso tales como sustantivo, verbo, artículo etc. En este trabajo, Stanford CoreNLP [18] se utiliza para el procesamiento morfológico.

Por ejemplo, el proceso de etiquetado realizado a las sentencias anteriores da como resultado:

```
S1: We (pronoun) were (verb) two (number) adults (noun) and
(conjunction) a (determiner) girl (noun)
-----
S2: Luckily (adverb) we (pronoun) had (verb) a (determiner)
room (noun) that (determiner) faces (verb) the (determiner)
interior (noun) and (determiner) should (verb) have verb)
been (verb) quieter (adjective) than (preposition) those
(determiner) facing (verb) the (determiner) street (noun)
-----
S3: It (pronoun) is (verb)for (preposition) travelers
(noun)
-----
S4: The (determiner) breakfast (noun) is (verb) ok
(adjective)
```

C. Análisis Léxico

Una vez obtenida la etiqueta morfológica de cada palabra, solo se analizan los adjetivos, las preposiciones, los verbos y los sustantivos. Adverbios, conjunciones, determinantes, números y pronombres son descartados. Luego, se busca la categoría léxica de cada palabra en la base de datos léxica Wordnet [19]. WordNet es una gran base de datos léxica del idioma inglés. Esta base de datos contiene palabras clasificadas en categorías léxicas como sustantivos, verbos, adjetivos y adverbios. Además, wordnet define subcategorías

de conceptos dentro de cada categoría, como sustantivos animales (noun.animal), sustantivos artefactos o entidades (noun.artifact), verbos comunicativos (verb.communication), verbos emocionales (verb.emotion), etc.

Por ejemplo, el análisis léxico para la sentencia S1 es:

```
S1: were, adults, girl
```

Adverbios, conjunciones, determinantes, números y pronombres se descartan.

Luego, se busca la categoría sintáctica (categoría Syntactic_cat (wi)) en Wordnet.

```
were: verb.stative
adult: noun.person
girl: noun.person
```

D. Clasificación de Sentencias Usando un Conjunto de Reglas Léxicas

El objetivo de este paso es clasificar las sentencias dentro de una de las categorías definidas anteriormente: Evaluación, Sensación, Recomendación y Usuarios destinatarios. Para hacer esto, se debe encontrar una relación entre estas categorías y las categorías léxicas de cada palabra encontrada en las sentencias. Se ha definido un conjunto de reglas de asociación entre estas categorías. El proceso de definición de estas reglas se presenta a continuación.

E. Obtención de Reglas de Clasificación

Las reglas se obtuvieron a partir del análisis de palabras claves de un conjunto de datos etiquetados en diversos dominios. Las opiniones analizadas fueron en lenguaje inglés. Para obtener este conjunto de datos, se desarrolló un caso de estudio analizando opiniones de varios dominios, tales como: turismo, cámara digital y libros. El objetivo de este análisis fue detectar palabras que representan las experiencias de los usuarios a partir del texto. Utilizamos un conjunto de opiniones de TripAdvisor disponible en [20] y de Amazon, disponible en [21]. Las opiniones contienen información como el autor, la fecha, el comentario y la evaluación de algunas características de los productos. Las opiniones están compuestas de 1 a 15 sentencias.

Se pidió a voluntarios que etiquetaran manualmente las sentencias en una de las categorías de experiencia: Evaluación, Sensación, Recomendación y Usuarios destinatarios. El número total de sentencias clasificadas fue de 26550. Cada sentencia fue etiquetada por 3 personas. El resultado de este proceso fue: 24312 sentencias lograron el consenso en su clasificación por parte de las 3 personas. Las restantes fueron clasificadas por las 3 personas en diferentes categorías. Para resolver este problema, estas oraciones fueron clasificadas nuevamente por otras 3 personas para lograr un consenso a través del sistema de votación.

Este conjunto de datos se ha dividido en dos partes. Se usó dos tercios de los datos para el entrenamiento y obtención de las reglas y el resto se usó para probar las reglas establecidas.

Usando el conjunto de datos etiquetado de entrenamiento, se realizó un proceso automático para detectar palabras relevantes en cada categoría. La frecuencia de las palabras TF [22] se utilizó para obtener las palabras relevantes.

El TF para cada categoría se calculó usando (1):

$$TF(w_i) = f_{w_i} / n \quad (1)$$

donde f_{w_i} es la frecuencia del término w_i en todas las sentencias, y n es el número total de sentencias dentro de esa categoría. La tabla II muestra las palabras y sus frecuencias para cada categoría. En esta tabla solo se muestran las 14 palabras de mayor frecuencia por categoría.

TABLA II
FRECUENCIA DE PALABRAS POR CATEGORÍA DEL CONJUNTO DE DATOS ETIQUETADOS MANUALMENTE

Evaluación		Sensación	
palabra	frecuencia	palabra	frecuencia
good	0.9870	of the best	0.9639
fine	0.9453	disappointed	0.9611
bad	0.9253	boring	0.9478
dirty	0.8966	regretful	0.9327
I love it	0.8934	happy	0.9185
broken	0.8923	Satisfied	0.8238
not good	0.7655	I love it	0.8176
excellent	0.7623	spectacular	0.8047
well	0.6987	go crazy	0.7947
beautiful	0.6543	nice	0.7356
noisy	0.6346	I liked	0.7258
comfortable	0.6238	dissatisfied	0.7231
perfect	0.5432	dislike	0.6043
wonderful	0.3427	discontent	0.4025

Recomendación		Usuarios destinatarios	
palabra	frecuencia	palabra	frecuencia
I suggest	0.9731	family	0.9971
for	0.9650	boyfriend	0.9752
I recommend	0.9743	friends	0.8308
station	0.8764	pet	0.8209
advise	0.8601	adult	0.8187
night	0.7549	girl	0.7650
rest	0.7308	kids	0.7321
to	0.7249	alone	0.6922
holidays	0.6941	young boys	0.6834
relax	0.6471	experts	0.6923
location	0.5491	father	0.1076
cooking	0.5431	plants	0.1005
raining	0.5239	beginners	0.1003

Se realizó un análisis gramatical y semántico de las palabras más frecuentes. Se buscó la categoría sintáctica de cada palabra en la base de datos léxica Wordnet [19]. Como resultado de este análisis se obtuvo:

- Evaluación: las palabras más frecuentes son adjetivos identificados en Wordnet como adj.
- Sensación: las palabras más frecuentes son verbos y sentimientos emotivos, identificados en Wordnet como verb.emotion, adv, verb.perception, verb.change.
- Recomendación: las palabras más frecuentes son la preposición "para" y las acciones identificadas en wordnet como verb.communication,

noun.communication, noun.act, verb.stative, verb.consumption, noun.time, verb.social, noun.congnition, noun.artifact, noun.location, verb.weather, verb.motion.

- Usuarios destinatarios: las palabras más frecuentes están relacionadas con personas, relaciones entre personas y mascotas. Estas palabras fueron identificadas en Wordnet como noun.person, noun.group, noun.animal.

La Tabla III muestra las categorías de experiencia del usuario y sus relaciones con las categorías sintácticas de Wordnet.

TABLA III
CATEGORÍA DE EXPERIENCIA DE USUARIO Y RELACIÓN CON LA CATEGORÍA SINTÁCTICA EN WORDNET

Categoría	Relación con WordNet
Evaluación	Ad.all
Sensación	verb.emotion, verb.perception, verb.change.
Recomendación	For, noun.act, verb.stative, verb.consumption, noun.time, verb.social, noun.congnition, verb.communication, noun.communication, noun.artifact, noun.location, verb.weather, verb.motion
Usuarios destinatarios	noun.person, noun.group, noun.animal

En base a este análisis se definió un conjunto de reglas para identificar y clasificar oraciones que contienen información sobre la experiencia del usuario. Las reglas se basan en la categoría sintáctica *Syntactic_cat (wi)* de Wordnet para cada palabra de la sentencia. El conjunto de reglas obtenidas se presenta a continuación

- R1. w_i = "for" or " for" + noun.person or "to" + verb.motion -> Recommendation
- R2. *Syntactic_cat (wi)* = Ad.all -> Evaluation
- R3. *Syntactic_cat (wi)* = verb.emotion -> Sensation
- R4. *Syntactic_cat (wi)* = verb.perception -> Sensation
- R5. *Syntactic_cat (wi)* = verb.change. -> Sensation
- R6. *Syntactic_cat (wi)* = noun.artifact -> Recommendation
- R7. *Syntactic_cat (wi)* = noun.location -> Recommendation
- R8. *Syntactic_cat (wi)* = verb.weather -> Recommendation
- R9. *Syntactic_cat (wi)* = verb.motion -> Recommendation
- R10. *Syntactic_cat (wi)* = verb.communication -> Recommendation
- R11. *Syntactic_cat (wi)* = noun.communication -> Recommendation
- R12. *Syntactic_cat (wi)* = noun.act -> Recommendation
- R13. *Syntactic_cat (wi)* = verb.consumption -> Recommendation
- R14. *Syntactic_cat (wi)* = noun.time -> Recommendation
- R15. *Syntactic_cat (wi)* = verb.social, -> Recommendation
- R16. *Syntactic_cat (wi)* = noun.congnition -> Recommendation
- R17. *Syntactic_cat (wi)* = noun.person -> Target_User
- R18. *Syntactic_cat (wi)* = noun.group -> Target_User
- R19. *Syntactic_cat (wi)* = noun.animal -> Target_User
- R20. Else -> no_experience

Estas reglas se utilizan para obtener la categoría de cada oración, en nuestra opinión de ejemplo.

La Tabla IV muestra los resultados de este proceso, la identificación del tipo de experiencia del usuario de acuerdo con la intención del acto comunicativo.

S1: R17	Classification: Target User
S2: R8, R9	Classification: Recommendation
S3: R1, R2	Classification: Recommendation
S4: R2	Classification: Evaluation

TABLA IV
CLASIFICACIÓN DE SENTENCIAS EN CATEGORÍAS DE
EXPERIENCIA DE USUARIOS EN BASE AL CONJUNTO DE REGLAS
DEFINIDO

Categoría	Sentencias
Usuarios destinatarios	<i>We were two adults and a girl</i>
Recomendación	<i>Luckily we had a room that faces the interior and should have been quieter than those facing the street It is for travelers</i>
Evaluación	<i>The breakfast cafe with two croissants is ok</i>

F. Validación del Conjunto de Reglas

Una vez que se definieron las reglas, se evaluaron y validaron. Se utilizaron las medidas de soporte y confianza para cada una de las reglas [23]. Dado que las reglas tienen una forma de $X \Rightarrow Y$, el soporte se define como el número de veces que se cumple la regla en las sentencias analizadas. La confianza se define como el número de veces que X e Y aparecen juntas en sentencias que contienen X . La Tabla V muestra los valores de soporte y confianza para cada una de las reglas definidas.

TABLA V
VALORES DE SOPORTE Y CONFIANZA DE LAS REGLAS DEFINIDAS

Reglas	SopORTE	Confianza
R1	0,56	0,74
R2	0,64	0,87
R3	0,51	0,53
R4	0,76	0,89
R5	0,59	0,65
R6	0,52	0,76
R7	0,61	0,73
R8	0,54	0,67
R9	0,63	0,87
R10	0,64	0,53
R11	0,51	0,89
R12	0,52	0,76
R13	0,45	0,73
R14	0,65	0,87
R15	0,52	0,53
R16	0,47	0,89
R17	0,67	0,79
R18	0,54	0,64
R19	0,35	0,54

Como se puede observar en la tabla, los valores de soporte y confianza, se consideran válidos, si bien no se obtiene el 90% de precisión en la confianza. Realizando un análisis de posibles causas de valores no altos de precisión, se llega a la conclusión, que los datos analizados provienen de diferentes dominios: libros, turismo y cámaras digitales, en los cuales las palabras más frecuentes pueden ser significativas de una clase de experiencia de usuario en un dominio y otra clase en otro dominio. Otra de las causas derivadas del análisis de resultado, es que una misma sentencia puede pertenecer a más de una clase de experiencia de usuario. Para mejorar los valores de

soporte y confianza de las reglas se propone como trabajo futuro dividir el conjunto de datos por dominios y obtener reglas para cada dominio.

Además de validar el soporte y confianza de las reglas, se validó la Precisión, el Recall y F-score. El conjunto de datos de prueba definido en la Sección IV.E se utilizó para validar el conjunto de reglas. Se utilizaron 8850 sentencias de opiniones de cámaras digitales, hoteles y libros para la validación. Estas sentencias se clasificaron en forma automática utilizando las reglas definidas y se evaluó la precisión, recall y Fscore [24].

Precisión de la categoría C_i : Número de sentencias clasificadas correctamente en forma automática (t (2)) dividido por el número total de sentencias clasificadas automáticamente dentro de esa categoría (n (2)).

$$Precision(C_i) = t/n \quad (2)$$

Recall de la categoría C_i : Número de sentencias clasificadas correctamente en forma automática (t en (3)) dividido por el número total de sentencias clasificadas manualmente en esa categoría (m en (3)).

$$Recall(C_i) = t/m \quad (3)$$

FScore: se obtiene un valor único combinando los valores de precisión y recall (4). Si Fscore es 1, la precisión y recall tienen los mejores valores.

$$Fscore(C_i) = 2 * (Precision * Recall / (Precision + Recall)) \quad (4)$$

La Tabla VI muestra los valores de precisión, recall y FScore obtenidos de la clasificación de las sentencias por categoría.

TABLA VI
VALORES DE PRECISIÓN, RECALL Y FSCORE OBTENIDO DE LA
CLASIFICACIÓN DE SENTENCIAS EN CADA CATEGORÍA

Categorías	Precisión	Recall	Fscore
Evaluación	0,660000	0,800000	0,723288
Sensación	0,714286	0,714286	0,714286
Recomendación	0,714286	0,833333	0,769231
Usuarios destinatarios	0,800000	0,571429	0,666667

V. CASO DE ESTUDIO

Un caso de estudio preliminar con usuarios reales se realizó en la Universidad Nacional de San Juan, Argentina. Para el caso de estudio se creó una página web que permite buscar hoteles en cualquier ciudad. Esta página permite a los usuarios ingresar una consulta y, según los comentarios realizados por otros usuarios en la web, presenta el mejor hotel que se adapta a sus necesidades. Participaron 35 usuarios: 15 hombres, 20 mujeres; las edades de los participantes son entre 15 y 56 años. Se llevó a cabo un experimento controlado en el que los usuarios tenían que realizar al menos una consulta sobre hoteles en la ciudad de Nueva York. Por ejemplo, algunas de las consultas realizadas por los usuarios fueron: "hotel near to bus station "; "Hotel with pet admission"; "Hotel with

parking"; *"hotel with good restaurant and musical shows"*. El sistema recopiló internamente comentarios y opiniones de hoteles de Nueva York de páginas web públicas en Internet. Más de 50000 comentarios de más de 60 hoteles fueron recogidos de la web. Dada la consulta del usuario, se aplicaron el conjunto de reglas definidas en la Sección IV.E y se obtuvieron experiencias de usuario para cada categoría "Evaluación", "Sensación", "Recomendación", "Usuarios destinatarios". Una vez que se obtuvieron las categorías de experiencias de usuario, solo se presentan aquellos hoteles que responden a la consulta del usuario. Se presentaron comentarios representativos de la experiencia del usuario.

Cada consulta de usuario, fue tomada como una sentencia y fue clasificada en alguna categoría utilizando las reglas definidas anteriormente. Una vez que fue clasificada en una categoría, se utilizó una ontología de conceptos, para identificar palabras claves asociadas a las categorías de experiencia de usuario. Internamente, en una base de datos se guardó información de cada hotel asociada a cada categoría de experiencia de usuario. Una vez identificada la categoría y el concepto en la consulta del usuario, se busca en la base de datos los hoteles asociados a esas categorías cuyos comentarios tienen asociado el concepto involucrado en la consulta. Esos comentarios son presentados al usuario como respuesta a su consulta. Por ejemplo, dada la consulta *"Hotel with pet admission"* se presentaron al usuario los siguientes comentarios *"Hotel NN: Pet friendly!!!!, convenient location walkable to Broadway theaters"*, *"Hotel NNN1: This hotel allows large pets in it, seen everything from large German Shepard to small dogs – don't be surprised if you walk down to your room and all of a sudden dogs start barking at you through the doors"*. Esos son algunos ejemplos de comentarios que recibe un usuario en respuesta a su consulta.

Para evaluar los resultados presentados, se les preguntó a los usuarios si la respuesta recibida del sistema satisfacía su consulta. Estas respuestas fueron utilizadas en (5) para validar la precisión del método propuesto.

$$P=n/N \quad (5)$$

Donde n es el número de respuestas del sistema que los usuarios calificaron como satisfactorias y N es el número total de respuestas obtenidas por los usuarios. La precisión obtenida fue de 0,87. Un valor de 0,87 demuestra que el método para obtener y presentar información sobre las experiencias de los usuarios es relevante y proporciona respuestas precisas a los usuarios.

VI. CONCLUSIÓN

En este artículo, se presentó un nuevo método para obtener las experiencias de los usuarios a partir de opiniones escritas en la web. Este método se basa en un conjunto de reglas para la clasificación de experiencias de usuarios que son difíciles de obtener por algunos de los métodos actuales de minería de opiniones. La experiencia de usuario es clasificada en alguna de las 4 categorías definidas: "Evaluación", "Sensación", "Recomendación" y "Usuarios destinatarios". El conjunto de

reglas tiene en cuenta la estructura léxica de las sentencias y las relaciona con las categorías léxicas de WordNet. Las reglas fueron evaluadas y validadas utilizando un conjunto de datos de diferentes dominios etiquetados manual y automáticamente. Un caso de estudio de un sistema que responde con información de experiencias de usuarios a consultas de usuarios reales, fue desarrollado para validar el método propuesto. Se evaluó la precisión de este método en relación a la satisfacción de los usuarios con las respuestas obtenidas a sus consultas. Se obtuvo una precisión de 0,87. Los valores de soporte, confianza, precisión, recall y Fscore obtenidos prueban que las reglas obtenidas basadas en actos comunicativos pueden ser un método para la obtención de información de experiencia de usuarios desde comentarios escritos por ellos en páginas web. Aún queda trabajo por realizar para mejorar los valores de precisión, analizando los errores de clasificación en los resultados obtenidos, se propone como trabajo futuro: i) Mejorar el proceso incorporando métodos de clasificación en múltiples clases, ya que algunas sentencias se han clasificado en varias clases. ii) Comparar nuestro método de clasificación en base a reglas con la implementación de otros métodos de clasificación tales como máquinas de soporte vectorial. iii) Obtener reglas para dominios específicos para mejorar la confianza y soporte.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue realizado con el soporte del proyecto EMPATHIA del Programa de Cooperación Internacional STIC-AMSud y del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas CONICET.

REFERENCIAS

- [1] J. A. Balazs and J.D. Velásquez. Opinion mining and information fusion: a survey. *Information Fusion*, 27, 95-110. 2016.
- [2] E. Cambria, B. Schuller, Y. Xia and C. Havasi. New avenues in opinion mining and senti-ment analysis. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 15-21. 2013.
- [3] Z. Tong, Z. Xiao, H. Liu, and M. Chen. A Novel Parallel LSA-SVM Algorithm Based on Semantic Distance for Blog. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 30(09), 1660002. 2016.
- [4] E. M. Taylor, C. Rodriguez, J.D. Velásquez, G. Ghosh and S. Banerjee. Web opinion mining and sentimental analysis. In *Advanced Techniques in Web Intelligence-2* (pp. 105-126). Springer Berlin Heidelberg. 2013.
- [5] W. Albert and T. Tullis. *Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics*. 2013
- [6] T. Olsson, E. Lagerstam, T. Kärkkäinen and K. Väänänen-Vainio-Mattila. Expected user experience of mobile augmented reality services: a user study in the context of shopping centres. *Personal and ubiquitous computing*, 17(2), 287-304. 2013.
- [7] S. Aciar, D. Zhang, S. Simoff and J. Debenham. Informed recommender: Basing recommendations on consumer product reviews. *IEEE Intelligent systems*, 22(3). 2007.
- [8] A.Veenendaal, E. Daly, E. Jones, Z. Gang, S. Vartak and R. Patwardhan. Polarity Analysis of Restaurant Review Comment Board. *Computer Science and Emerging Research Journal*, 2. 2014.
- [9] F. O. Gallego. Torii: Attribute-based Polarity Analysis with Big Datasets. In *Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 1187-1187). ACM. July 2016.
- [10] S. Rosenthal, N. Farra and P. Na-kov. SemEval-2017 task 4: Sentiment analysis in Twitter. In *Proceedings of the 11th*

International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2017) (pp. 502-518). 2017

- [11] H. Saif, Y. He, M. Fernandez and H Alani. Contextual semantics for sentiment analysis of Twitter. *Information Processing & Management*, 52(1), 5-19. 2016.
- [12] K. Bauman, B. Liu and A. Tuzhilin. Recommending Items with Conditions Enhancing User Experiences Based on Sentiment Analysis of Reviews. In *CBRecSys@ RecSys* (pp. 19-22). August 2016.
- [13] Y. Hattori and A. Nadamoto. Extracting tip information from social media. In *Proceedings of the 14th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services* (pp. 205-212). ACM. December 2012.
- [14] A. N. Tuch, R. Trusell and K. Hornbæk. Analyzing users' narratives to understand experience with interactive products. In *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems* (pp. 2079-2088). ACM. April 2013.
- [15] K. Rudra, S. Ghosh, N. Ganguly, P. Goyal and S. Ghosh. Extracting situational information from microblogs during disaster events: a classification-summarization approach. In *Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 583-592). ACM. October 2015.
- [16] Kentaro Inui, Shuya Abe, Kazuo Hara, Hiraku Morita, Chitose Sao, Megumi Eguchi, Asuka Sumida, Koji Murakami and Suguru Matsuyoshi. Experience Mining: Building a Large-Scale Database of Personal Experiences and Opinions from Web Documents. *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, Sydney, NSW, 2008, pp. 314-321. 2008.
- [17] K. C. Park, Y. Jeong and S. H. Myaeng. Detecting experiences from weblogs. In *Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics* (pp. 1464-1472). Association for Computational Linguistics. July 2010.
- [18] C. Manning, M. Surdeanu, J. Bauer, J. Finkel, S. Bethard and D. McClosky. The Stanford CoreNLP natural language processing toolkit. In *Proceedings of 52nd annual meeting of the association for computational linguistics: system demonstrations* (pp. 55-60). 2014.
- [19] G. A. Miller (1995). WordNet: A Lexical Database for English. *Communications of the ACM* Vol. 38, No. 11: 39-41.
- [20] H. Wang, Y. Lu and C.-Xiang Zhai. Latent Aspect Rating Analysis without Aspect Keyword Supervision. *The 17th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'2011)*, P618-626. 2011.
- [21] J. McAuley and J. Leskovec. Hidden factors and hidden topics: understanding rating dimensions with review text. *RecSys*, 2013.
- [22] J.H. Paik. A novel TF-IDF weighting scheme for effective ranking. In *Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 343-352). ACM. July 2013.
- [23] T. Karthikeyan and N. Ravikumar, "A Survey on Association Rule Mining," *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering (IJARCC)*, pp. 5223-5227. 2014.
- [24] M. Sokolova and G. Lapalme, A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, Volume 45, Issue 4, 2009, Pages 427-437, ISSN 0306-4573. 2009 pubs.uchicago.edu/founders/



Magalie Ochs es Doctora en Ciencias de la Computación por la Universidad de Paris 8. Actualmente se desempeña como Profesora e Investigadora en el Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes (LSIS), Polytech Marseille - Aix-Marseille Université (AMU). Sus intereses de investigación son en el área de Interacción Humano-Computador, específicamente en las áreas de computación afectiva, personificación de personajes virtuales y comportamiento verbal y no verbal de personajes virtuales. Es directora de numerosos proyectos de investigación nacionales e internacionales y los resultados de su investigación han sido publicados en diversas revistas nacionales e internacionales.



Silvana Aciar es Doctora en Tecnologías de la Información por la Universitat de Girona. Actualmente es directora del grupo de investigación de Tecnologías Adaptativas y Colaborativas del Instituto de Informática de la Universidad Nacional de San Juan, UNSJ, Argentina. Sus líneas de investigación incluyen Sistemas Multi-agentes, Sistemas Recomendadores,

Minería de Opiniones y Procesamiento Natural del Lenguaje. Ella ha publicado artículos en revistas nacionales e internacionales y dirige varios proyectos de investigación nacionales e internacionales.