

*Nantes, Esteban Alberto; Litterio, Mario; Larrosa, Juan Manuel*

# EXPLOTACIÓN Y DETECCIÓN DE INFLUYENTES EN REDES SOCIALES ONLINE IMPLÍCITAS

XXXIII Encuentro de Docentes Universitarios de  
Comercialización de Argentina y América Latina

3 y 4 de octubre de 2019

Nantes, E. A., Litterio, M., Larrosa, J. M. (2019). Explotación y  
detección de influyentes en redes sociales online implícitas. *XXXIII  
Encuentro de Docentes Universitarios de Comercialización de  
Argentina y América Latina. En RIDCA. Disponible en:*  
<https://repositoriodigital.uns.edu.ar/xmlui/handle/123456789/6047>



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons  
Reconocimiento-NoComercial-Sin Derivados 4.0 Internacional (CC BY-NC-ND 4.0)  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

# **EXPLOTACIÓN Y DETECCIÓN DE INFLUYENTES EN REDES SOCIALES ONLINE IMPLÍCITAS**

**XXXIII EDUCA-AL**

**Área temática:**

**Investigaciones Aplicadas.**

**Autores:**

**Nantes, Esteban Alberto.**

**Litterio, Arnaldo Mario.**

**Larrosa, Juan Manuel.**

**Cátedras:**

**Comercialización - Comercialización LA - Seminario de Investigación de Mercados.**

**Departamento de Ciencias de la Administración.**

**Universidad Nacional del Sur.**

**E-Mails:**

**enantes@uns.edu.ar**

**litterio@uns.edu.ar**

**jarrosa@criba.edu.ar**

## **RESUMEN**

El presente trabajo propone una aplicación de herramientas provenientes del análisis de redes sociales (ARS) para la explotación de una red social online implícita obtenida de la web a través del uso de la técnica de *web scraping*.

En concreto se detallan desde un enfoque teórico y práctico los pasos, herramientas, métodos y modelos seguidos en el proceso de extracción de datos desde la web, y su limpieza y procesamiento para generar un modelo de red social o grafo para el conjunto restaurantes y usuarios que publicaron opiniones, o *reviewers* de la ciudad de Bahía Blanca obtenidos del sitio [www.tripadvisor.com](http://www.tripadvisor.com).

Se analiza luego la red obtenida a la luz de un modelo de detección de individuos influyentes para detectar personas dentro de esa red que son objetivos de marketing atractivos por su potencial para transmitir un mensaje a partir de su estructura de relaciones y alcance dentro de esa red.

El trabajo es original en el sentido de que aborda un problema de marketing contemporáneo desde los métodos cuantitativos y la teoría de redes sociales, combinando técnicas conocidas en una forma novedosa, y su resultado es el descubrimiento de información de valor que no es evidente desde otros métodos de análisis.

La ubicuidad de las redes sociales y su transversalidad en los procesos de decisión de compra, uso y elección de un potencial consumidor hoy se encuentra fuera de cuestión. La literatura existente se encuentra aún en estado de arte, de práctica profesional y aún es fragmentada e incipiente. Este trabajo contribuye a un mejor entendimiento de las redes sociales online y a la técnica de análisis y explotación desde el punto de vista del marketing aplicado.

## **PALABRAS CLAVE**

Análisis de redes sociales, marketing digital, influenciadores, web scraping, tripadvisor

## **KEYWORDS**

Social network analysis, digital marketing, influencers, web scraping, tripadvisor

## **INDICE**

1. INTRODUCCIÓN
2. MARCO TEÓRICO
3. OBJETIVO
4. METODOLOGÍA
5. CONCLUSIONES

## 1. INTRODUCCIÓN

Analizar el consumidor, la competencia, y gestionar el conocimiento, posicionamiento y promoción de productos y servicios son funciones claves del marketing moderno.

En la actualidad, el mapa sobre el que organizaciones comerciales, políticas y no gubernamentales desarrollan su actividad pública debe ser trazado sobre un terreno en el que se entrelazan las disciplinas del marketing y el análisis de las redes sociales.

Las opiniones y comportamientos de los consumidores se ven afectados por complejas redes de influencia social, donde las redes sociales online se convierten en un nuevo terreno en que las marcas y empresas deben redefinir su relación con sus consumidores (Benedetti, 2015).

El combustible de las redes sociales online es el contenido generado por los mismos usuarios. Dentro de estas redes, surgen naturalmente individuos que toman especial relevancia e interés desde el marketing porque tienen el potencial de influenciar comportamientos de compra en su red de contactos. El marketing tradicional se complementa con la posibilidad de operar directamente sobre estos individuos y generar un efecto multiplicador basado en el boca a boca digital.

Por ser un fenómeno relativamente novedoso, el estudio de redes sociales online involucra varias áreas de estudio a menudo analizadas estancamente y desde un enfoque meramente descriptivo.

Este trabajo está organizado de modo que en la primera parte se repasan conceptos teóricos que entrelazan las disciplinas del marketing y el análisis de las redes sociales, incluyendo el estudio del boca a boca o *word of mouth*, el rol del influyente en la decisión de compra, el estudio y análisis de redes sociales en general y redes sociales online en particular. Se introducen además los métodos y técnicas utilizadas para obtener y procesar la información obtenida de la web con particular detalle en el *web scraping* implementado en el entorno de RStudio, y el análisis y procesamiento de información en ese mismo entorno.

Seguidamente se introduce el caso de estudio y se detallan los pasos seguidos para extraer los datos de la web. Se desarrolla en concreto el estudio de la red conformada por el conjunto de restaurantes y usuarios que publicaron opiniones, o *reviewers* de la ciudad de Bahía Blanca obtenidos del sitio [www.tripadvisor.com](http://www.tripadvisor.com).

En una tercera instancia se ofrecen análisis preliminares sobre la información obtenida, se aplica y analiza la red a la luz del modelo de detección de influyentes a partir de métricas de centralidad propuesto en *Marketing and social networks: a criterion for detecting opinion leaders* (Litterio, Nantes, Larrosa & Gomez, 2017), y se contrasta su utilidad a través de la correlación entre los resultados obtenidos por la aplicación del método y una métrica relevante.

Seguidamente se demuestran elementos de análisis de minería de texto con R.

Finalmente, se ofrecerán las conclusiones a las que se arribó y sus limitaciones, en busca de promover la discusión y posibles extensiones a este trabajo.

## 2. MARCO TEÓRICO

### EL BOCA A BOCA Y EL MARKETING ONLINE

Tradicionalmente la comunicación de las marcas con sus potenciales consumidores se ha realizado en forma unidireccional, dejando fuera de cuestión la interacción con los consumidores, rol que ha quedado reservado en el mejor de los casos a la investigación e inteligencia de mercados (Bacile, Ye & Swilley, 2014; Benedetti, 2015).

El boca a boca o *word of mouth*, ha sido extensivamente estudiado y reconocido como un factor influenciador clave en las decisiones de compra de los consumidores (Lang & Hyde, 2013; King, Racherla & Bush, 2014), y tiene un efecto positivo en la relación del consumidor con la marca, y en otros resultados del marketing (Hudson, Huang, Roth & Madden, 2016; Wang & Gon Kim, 2017).

Hewett y otros (Hewett, Rand, Rust & van Heerde, 2016) postulan que la naturaleza de la comunicación de marca ha cambiado con el advenimiento de las tecnologías online, y cuantifica su efecto en el sentimiento del consumidor y resultados de negocio.

Hoy el proceso de compra de un producto o servicio está fuertemente permeado por la experiencia del potencial consumidor dentro del ecosistema de Internet en general y las redes sociales en particular. A través de la web se pueden descubrir productos, analizar y comprar alternativas, ver videos de su uso, leer opiniones y concretar la transacción.

La comunidad de potenciales consumidores de una marca comienza a dialogar entre sí y con la marca en lugar de ser simple receptora de un mensaje, y esta interacción afecta profundamente sus percepciones y decisiones de compra (Benedetti, 2015).

Las redes sociales online tienen un denominador común que es que dependen del contenido generado por los propios usuarios, el cual generalmente se encuentra relacionado con marcas y tiene el potencial de influenciar la percepción de la marca por parte de los consumidores (Smith, Fischer & Yongjian, 2012; Nam & Kannan, 2014).

El “apego” a los medios sociales online está relacionado positivamente con conductas de consumo y apoyo a las marcas, lo que convierte a algunas personas en objetivos naturales de iniciativas de marketing (VanMeter, Grisaffe & Chonko, 2015).

Varios estudios previos señalan una mayor capacidad del contenido generado por usuarios para generar interés sobre un tópico superando los contenidos generados comercialmente (Bickart & Schindler, 2001); el efecto del boca a boca en la confianza, lealtad e intención de compra (Awad & Ragowsky, 2008; Ekran & Evans, 2016; Chen, Fay & Wang, 2011; Pavlou & Ba, 2002) y recompra (Gauri, Bhatnagar & Rao, 2008). La gente común confía en las opiniones desinteresadas publicadas online, lo que sugiere que las empresas deberían enfocarse en los mecanismos que faciliten la dispersión del boca a boca (Duan, Gu & Whinston, 2008).

### INFLUYENTES Y LÍDERES DE OPINIÓN

Dentro de las redes sociales surgen naturalmente figuras que toman especial importancia porque tienen el potencial de influenciar un comportamiento de compra en sus contactos.

Un trabajo seminal, el modelo de comunicación de flujo de dos pasos, postula que las personas siguen a los líderes de opinión quienes a su vez son influenciados por los medios de comunicación (Katz & Lazarsfeld, 1955).

Desde ese trabajo a la actualidad el fenómeno de la influencia fue abordado desde diferentes enfoques y disciplinas. Los términos influyentes, influenciadores, líderes de opinión, *market mavens*, *hubs* o *alfa users*, se utilizan a menudo indistintamente para referirse a individuos que comparten un mismo conjunto de características.

Las empresas deben aprovechar la fuerza de la comunicación de consumidor a consumidor, atrayendo a grupos de usuarios que conecten con la marca y actúen posteriormente a su favor. Este grupo no necesariamente debe ser grande, pero sí

influyente (Peters, Chen, Kaplan, Ognibeni & Pauwels, 2013; Risselada, Verhoef & Bijmolt, 2014).

La utilidad para el marketing de identificar actores con rasgos de liderazgo de opinión dentro de una red social compleja es indudable y abarca:

- Investigación de mercados.
- Muestreo y prueba de productos.
- Publicidad directa (Hawkins, Best, Coney & Carey, 1995).

A estos se pueden agregar:

- Relaciones públicas y eventos: Involucrar a estos actores como motor para generar *word of mouth* positivo, manteniendo bajo control el gasto en estas acciones con el máximo retorno sobre la inversión posible.
- Control de daños: Puede resultar de utilidad operar sobre los actores más influyentes con el objeto de moderar y minimizar los daños a la imagen de la marca en caso de eventualidades con ese potencial.

El accionamiento sobre individuos seleccionados mediante algún criterio particular para lograr un efecto multiplicador se conoce como sembrado o *seeding* y se da a través de la interacción de dos mecanismos: expansión del mercado y aceleración del consumo (Libai, Muller & Peres, 2013). El concepto de *seeding* ha sido abordado en varios trabajos. Como contribuciones que estudian el problema de optimización desde una perspectiva experimental se pueden mencionar a Chen, Wang & Wang (2010); Aral, Muchnik & Sundararajan, (2013); Kempe, Kleinberg & Tardos (2015) y Aghdam & Navimipou (2016). Para determinadas redes se han elaborado métricas derivadas de atributos y actividades propios de los usuarios para estimar, entre otros, indicadores de popularidad e influencia (Grossek & Holotescu, 2009).

#### ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

Las redes sociales online son en sí mismas entidades sociales que funcionan como un agregado de las conductas de sus componentes indivisos. Las redes son analizables principalmente en cuanto a su morfología (Smith, Rainie, Himelboim & Shneiderman, 2014), y a su vez cada uno de los integrantes de la red puede analizarse a partir de métricas que describen su posición dentro de la estructura de relaciones de la red (Hansen, Schneiderman & Smith, 2011).

Estudios previos sugieren que el análisis de la situación estructural de un actor dentro de una red es un buen indicador de liderazgo de opinión (Van der Merwe & van Heerden, 2009).

En *Marketing and social networks: a criterion for detecting opinion leaders* (Litterio et al., 2017) se propone una metodología para detectar actores influyentes dentro de redes sociales basado en la combinación de centralidad de intermediación y de vector propio para clasificar los actores de una red social en cuanto a su nivel de influencia tal se observa en figura 1.

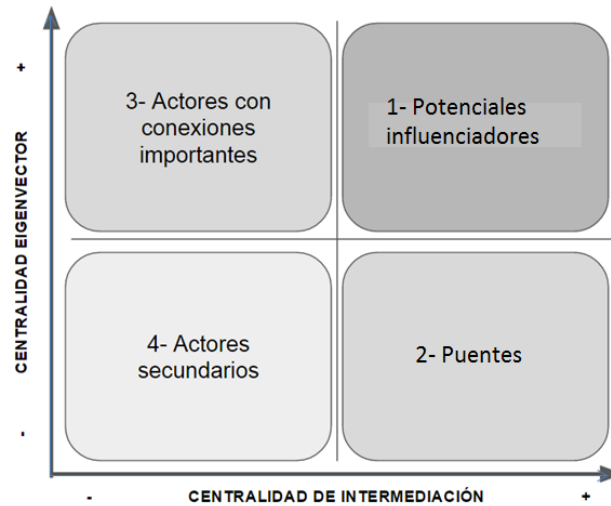


Figura 1. Matriz para detectar potenciales influenciadores dentro de una red social (Litterio et al, 2017).

Esta matriz hace uso de dos medidas globales de la importancia de un nodo en relación al resto de la red:

- Centralidad *eigenvector* o de autovector, es una medida estándar de influencia en una red que pondera las conexiones y la calidad de las conexiones de cada individuo.
- Centralidad de intermediación muestra en qué medida un actor se encuentra en el camino más corto entre otros dos nodos. Puede ser pensado como un “puente” dentro de la red, en que el actor toma una posición de intermediario o *broker*.

La matriz permite mapear los individuos que componen una red y de acuerdo con un criterio relevante para determinar los cortes, clasificarlos en cuatro segmentos con características de difusión diferenciadas.

Los líderes no necesariamente deben estar en el medio de cada red importante ya que esto sería a costa de una posición marginal en otra red. Existe un trade off en la construcción de este capital social (Balkundi & Kilduff, 2006).

#### GRAFOS, REDES UNIMODALES, REDES BIMODALES Y REDES IMPLÍCITAS

Las redes pueden ser modeladas mediante grafos, que son conjuntos de nodos o vértices que representan los individuos y elementos que componen la red y enlaces o aristas que los unen y representan las relaciones entre ellos.

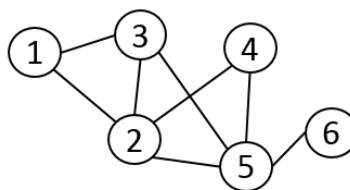


Figura 2. Un grafo con 6 vértices y 8 aristas. Elaboración propia.

La relación entre dos vértices puede ser enunciada de cualquier forma e incluso puede asignársele un peso. Así, a partir de un grupo de personas podría modelarse una red que enlace personas que son amigas, otra red que enlace personas que comparten gustos de helados y otra que enlace personas según sus preferencias musicales.

Una red bimodal o bipartita es una red que conecta dos variedades de cosas diferentes. Se pueden tomar por ejemplo de red bipartita a los alumnos de una universidad y modelar un enlace entre los alumnos y el profesor de cada materia que están cursando. La red resultante tendría alumnos y profesores. Otros ejemplos habituales de redes bipartitas son las redes de colaboración y las redes de opinión, en las que se conectan personas con



contenidos y son ampliamente utilizadas en sistemas de recomendación automática (Zhou, Ren, Medo & Zhang, 2007). Existen redes de 3, 4 y n modos.

Una red unimodal es una red que conecta una única variedad de entidades entre sí. Siguiendo el ejemplo anterior, la red de alumnos y profesores podría separarse en dos redes unimodales: una que conecta los alumnos que se encuentran cursando alguna materia en común, y otra de profesores que tienen alumnos en común.

El proceso de convertir una red bimodal en una red unimodal se llama proyección bipartita y puede verse en la figura 3.

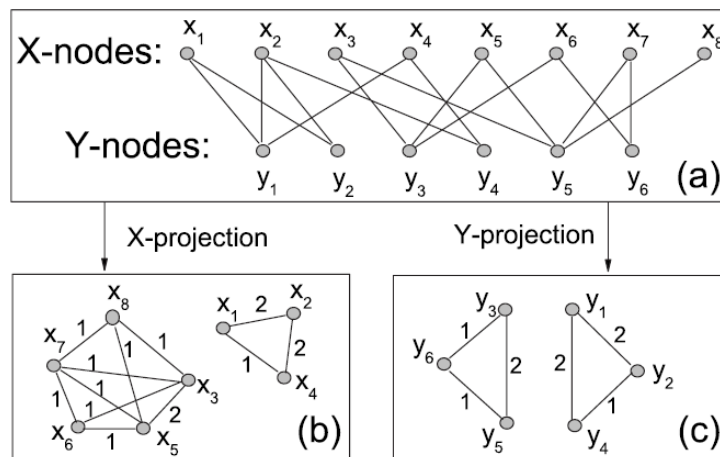


Fig 3. Ilustración de una red bipartita con nodos de tipo X e Y (a) y su proyección X (b) y proyección Y (c), en las que cada enlace toma como peso el número de vecinos de la red original (Zhou, Ren, Medo & Zhang 2007).

Mostrar visualmente redes con muchos tipos diferentes de nodos puede ser un ejercicio interesante para la visualización y el análisis heurístico, pero es malo para el análisis cuantitativo debido a que los cálculos de métricas de redes asumen en general que todas las redes son unimodales. Si bien existen técnicas complejas para analizar redes de este tipo, una solución aceptable es convertir las redes n-modales en unimodales antes de ejecutar cualquier cálculo estadístico estándar sobre ellas.

Hay redes en las que los enlaces o aristas son evidentes ya que se encuentran declarados y definen la estructura de la red y las reglas de la interacción entre los individuos que forman parte de esas comunidades. En Facebook por ejemplo existe la relación no direccional de “amistad” y en Twitter o Instagram existen relaciones unidireccionales de “siguiendo”. Muchas veces los vínculos en estas redes se generan por razones de reciprocación, cortesía, o presión de pares.

Por otra parte existen redes en la que las relaciones entre los individuos no son obvias. Sitios agregadores de opiniones o *reviews* de productos o servicios contienen redes sociales que vinculan a los usuarios con una característica común como compartir afluencia a un mismo local, o consumir un mismo producto. Estas redes se conocen como implícitas y son utilizadas en conjunto con sistemas de recomendación (Gupte & Eliassi-Rad, 2011; Ma, 2013).

#### EXTRACCIÓN DE DATOS WEB

El *web scraping* es una técnica de recolección de datos de páginas web a través de un protocolo HTML o PHP. Cuando no se tiene acceso a una interfaz de aplicaciones (API) que permita extraer datos, es factible hacerlo a través de una automatización (*bot*), que emulando una consulta hecha por un humano desde un navegador requiere páginas a un servidor web, las descarga, y reexpresa la información requerida en un formato útil.

El *bot* actúa directamente sobre el código fuente de la página y opera siguiendo un conjunto de instrucciones programadas. El método es muy flexible y requiere una programación

específica para cada sitio web, adaptada además a la estructura de las páginas que se quieran explotar.

El proceso de web scraping finaliza cuando los datos se encuentran ya estructurados en el formato deseado. El proceso puede visualizarse de la siguiente manera:



Fig 4. Proceso simplificado de web scraping. Elaboración propia.

Es importante aclarar que no todos los sitios web aceptan consultas vía *web scraping*, y varios directamente lo prohíben a través de sus términos de servicio y muchos sitios toman además medidas activas en contra de los *bots*. No obstante eso, en muchas ocasiones en que se requiere la consulta de grandes cantidades de información el *web scraping* es la única alternativa disponible para recabar los datos que de otra forma sería imposible o prohibitivo en tiempo y costo.

### 3. OBJETIVO

El objetivo general del trabajo es demostrar que existe la posibilidad de aplicar la técnica de *web scraping* para el descubrimiento y explotación de redes sociales online implícitas a través del análisis de un caso particular.

Un objetivo secundario o colateral será desarrollar herramientas potencialmente útiles para empresas del rubro de servicios turísticos, o al menos sentar las bases para una metodología de trabajo replicable en otros rubros y locaciones.

### 4. METODOLOGÍA

#### DESARROLLO DE UN CASO: TRIPADVISOR

Tripadvisor ([www.tripadvisor.com](http://www.tripadvisor.com)) es una herramienta popular de referencia y gran importancia para servicios turísticos. A junio de 2019, el sitio declara en su *newsroom* 490 millones de visitantes únicos por mes y 760 millones de opiniones acerca de hospedajes, restaurantes, experiencias y aerolíneas (Tripadvisor US Press Center, 2019).

El contenido de Tripadvisor es fundamentalmente generado por usuarios del sitio en forma de opiniones o *reviews*. Las opiniones contienen entre otros elementos una valoración de la experiencia a través de una puntuación entre 1 y 5, respondiendo a la siguiente escala semántica: 1: Horrible, 2: Malo, 3: Normal, 4: Muy bueno y 5: Excelente. La agregación de de todas las valoraciones individuales da como resultado la valoración del local. Tripadvisor ofrece diferentes vistas para ver conjuntos de locales, conjuntos de opiniones, u opiniones individuales. Los contenidos se muestran ordenados de acuerdo a un algoritmo propietario que toma en cuenta la valoración agregada, y la cantidad, calidad y fecha de publicación de las opiniones.

Si bien no existen estudios en relación a Tripadvisor puntualmente, un trabajo publicado en relación a Yelp! (competidor directo de Tripadvisor en varias localidades de EE.UU.) concluye que una diferencia de un aumento de una estrella en las reseñas de un local puede significar un aumento en los ingresos de ese local de entre un 5% y 9% (Luca, 2016).

Para este trabajo de definió como caso de estudio explotar la red definida por el conjunto restaurantes de la localidad de Bahía Blanca y usuarios que publicaron opiniones en Tripadvisor hacia junio de 2019.

La extracción de datos de la web se realizó en forma mayormente automatizada mediante la técnica de *web scraping*, a través de scripts programados ad-hoc en lenguaje R. La implementación se hizo en RStudio (<https://www.rstudio.com/>) y RStudio Cloud (<https://rstudio.cloud/>) y se hizo uso de paquetes adicionales populares de código abierto generados terceros que extienden las funcionalidades de RStudio.

El producto de todo ese proceso fue una base que contiene datos y metadatos de cada una de las opiniones ordenadas, limpias y preparadas para ser analizadas. Las extracciones se organizaron en en 4 scripts que se ejecutaron secuencialmente, cuyo contenido, estructura y *outputs* se resumen en anexo I.

### ANALISIS PRELIMINARES SOBRE LAS EXTRACCIONES

De las extracciones detalladas surgió el *dataframe* 03\_dfa con 7019 reseñas sobre 99 restaurantes que poseen al menos una opinión y poseen en promedio 70,9 opiniones cada uno. La distribución de restaurantes en función de las opiniones recibidas se puede ver en el siguiente histograma.

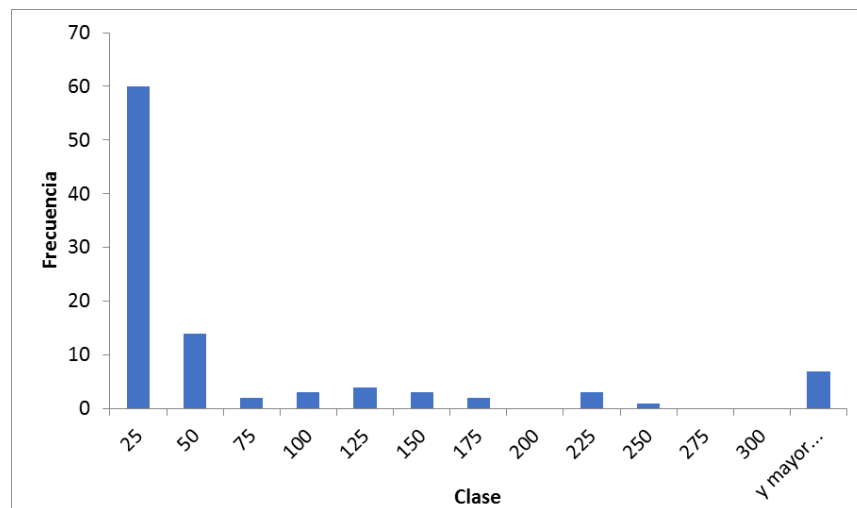


Fig 5. Distribución de restaurantes por cantidad de opiniones recibidas. Elaboración propia.

A su vez se detectaron 2.544 usuarios individuales con un promedio de publicación de 2,76 opiniones cada uno distribuidos de la siguiente manera.

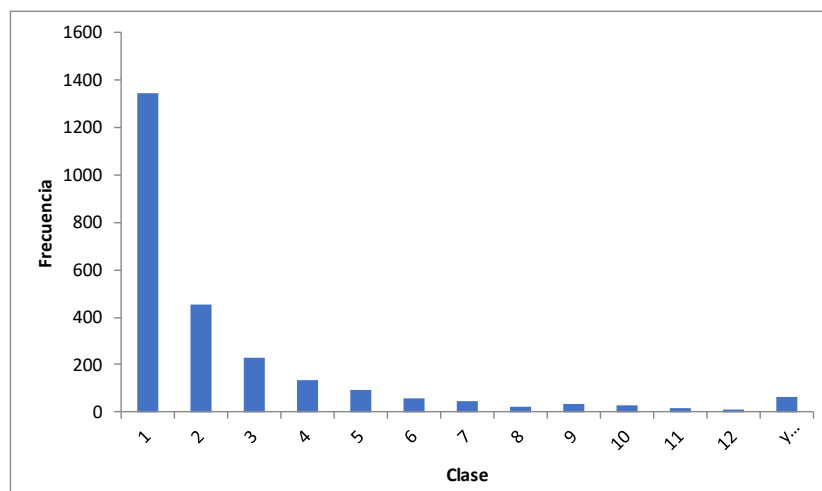


Fig 6. Distribución de usuarios por cantidad de opiniones publicadas. Elaboración propia.

Los *ratings* o valoraciones individuales de cada una de estas opiniones se distribuyen de la siguiente manera:

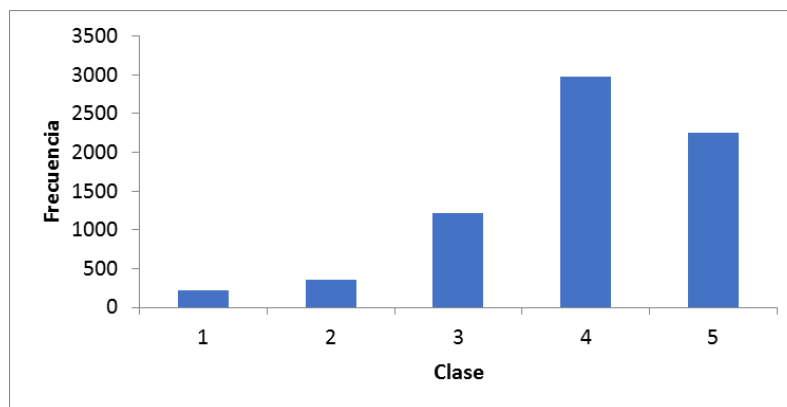


Fig 7. Distribución de ratings por cantidad de opiniones publicadas. Elaboración propia.

## ANÁLISIS DE LA RED SOCIAL: VISUALIZACIÓN EN GEPHI

Para generar las visualizaciones de la red en forma de grafos y el análisis de redes en general se utilizó Gephi (<https://gephi.org/>). Gephi es un software de código abierto para análisis y visualización de redes creado en Java.

La importación de los datos disponibles en 03\_dfa es sencilla debido a que Gephi ofrece herramientas versátiles para importar información siempre que esta tenga un formato adecuado. Una forma habitual para gestionar redes es a través de una tabla de enlaces o aristas. Se trata de una tabla que debe tener al menos dos columnas de elementos (TARGET y SOURCE) representando nodos entre los que existe un enlace.

Dado que 03\_dfa ya está organizada de esa manera (posee una columna con el nombre del restaurante y otra con el nombre del usuario), la importación en cuanto a red bipartita es muy simple y directa: cada una de las 7019 opiniones consiste en un enlace entre un usuario y un restaurante. En la figura 8 se puede ver una de las pantallas de este proceso.

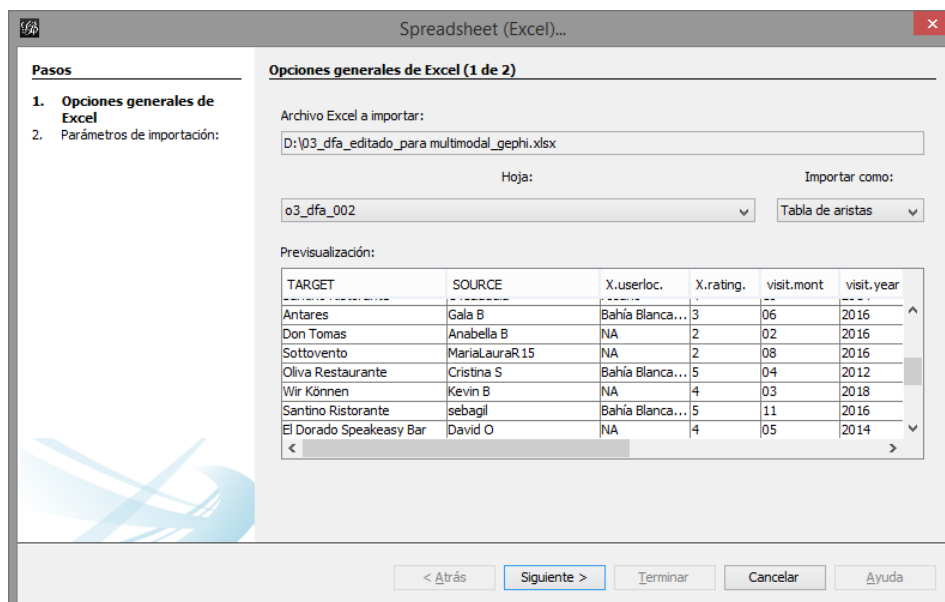
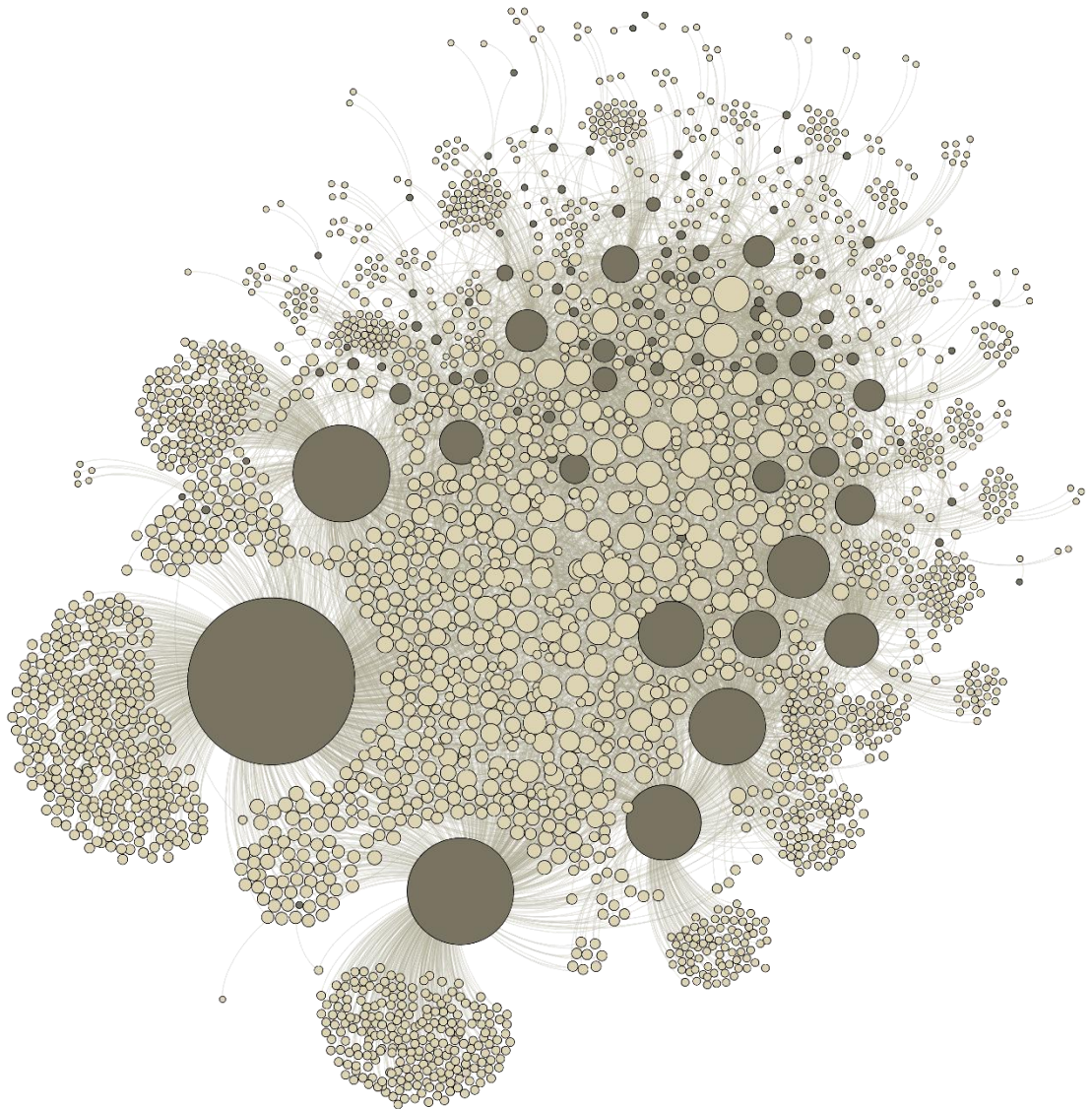


Fig 8. Importación de una hoja de cálculo en Gephi. Elaboración propia.

Una vez importada la tabla de enlaces con esta modalidad, Gephi infiere la tabla de nodos, sobre la cual se puede trabajar para calcular métricas propias de cada individuo o indicar atributos de los nodos que permitan una mejor visualización. En este caso se generó una columna AttributeColumn con los valores "REST" o "PEOPLE" que indica si el vértice es un restaurante o una persona y se utilizó para colorear los vértices de la figura 9. Se calculó además la centralidad de vector propio para asignarle un tamaño a cada uno de los vértices.



*Fig 9. Red social bipartita con restaurantes como nodos oscuros y usuarios como nodos claros. El tamaño de los nodos corresponde a la centralidad de autovector calculada por Gephi sobre el total de la red, como red no dirigida. Arreglados con el algoritmo ForceAtlas2 (Jacomy et al., 2014)  
Elaboración propia con Gephi.*

## PROYECCIÓN DE LA RED Y APLICACIÓN DEL MODELO DE DETECCIÓN DE INFLUYENTES

Si bien los gráficos anteriores sirven para de visualizar y comprender en forma rápida y desde una perspectiva heurística el ecosistema de la gastronomía local, el modelo de detección de influyentes de Litterio et al. (2017) requiere una red unimodal, es decir que contenga un único tipo de entidades, por lo que se hace necesario proyectar la red anterior para obtener aquella red que se encuentra conformada únicamente por los usuarios de Tripadvisor (neta de los restaurantes).

Conceptualmente, este procedimiento transforma la red anterior bimodal (que relaciona restaurantes con personas) en una nueva red unimodal que tiene solo personas donde los enlaces se encuentran determinados por la relación “ambos individuos generaron una opinión sobre el mismo local”. En el presente trabajo se realizó una proyección simple es decir asignando el mismo peso en todos los enlaces.

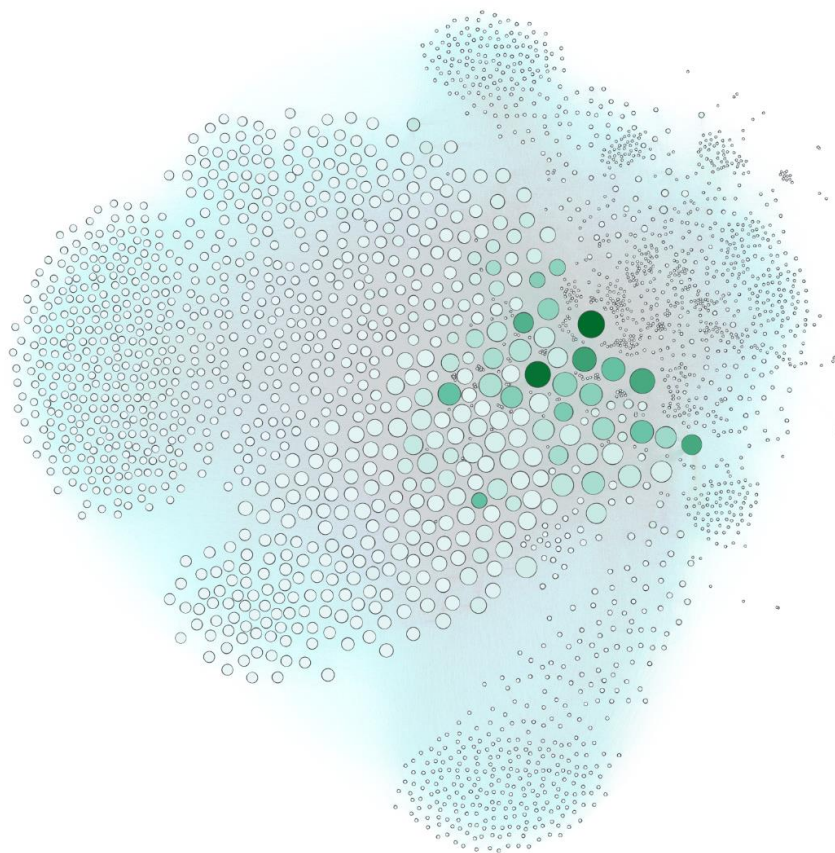
Para cada restaurante entonces, se debe generar una red que contiene todos los usuarios que publicaron opiniones unidos entre sí. La cantidad posible de combinaciones para cada restaurant puede calcularse mediante la siguiente fórmula, donde n es el número de individuos que presentaron una opinión sobre el restaurant y k la cantidad de ítems en cada combinación, 2 en este caso:

$$\binom{n}{k} = \frac{P_{k,n}}{k!} = \frac{n!}{k!(n-k)!} \quad \text{donde:} \quad P_{k,n} = \frac{n!}{(n-k)!}$$

Por ejemplo, para un restaurante sobre el que opinaron 10 usuarios, la cantidad de posibles combinaciones entre los usuarios es de 45. Para un local con 100 usuarios es 4.950, y para 1000 usuarios es de 499.500. Rápidamente puede verse que el crecimiento es exponencial, de hecho, en el presente trabajo las posibles combinaciones, antes de eliminar duplicados, superan el millón de enlaces.

La tabla final de enlaces se derivó de la extracción original mediante un algoritmo programado en Visual Basic for Applications (VBA) sobre Excel. La lógica de la implementación y el código se detallan en anexo II.

Una vez generadas todas las combinaciones posibles se eliminaron los pares duplicados. La tabla de aristas unimodal resultante resultó tener 2.544 usuarios y 926.955 enlaces únicos. Sobre esta tabla se calcularon las centralidades de vector propio y de intermediación. Se muestra en la figura 10 el grafo resultante. Nótese que dada la cantidad de enlaces que se representan en ese grafo, los mismos no se visualizan como líneas individuales sino como áreas de densidad.



*Fig. 10 Visualización de la red unimodal de usuarios, donde cada punto corresponde a un usuario, el tamaño es proporcional a su centralidad de vector propio y la intensidad del coloreado es proporcional a la centralidad de intermediación, ambas métricas calculadas como red no dirigida. Arreglados con el algoritmo ForceAtlas2 (Jacomy et al., 2014) Elaboración propia con Gephi.*

Sobre esta red se calcularon las centralidades de vector propio y de centralidad de intermediación que sirven para aplicar el modelo de detección de influyentes. En figura 11 puede verse una representación de ambas métricas en un diagrama de dispersión.

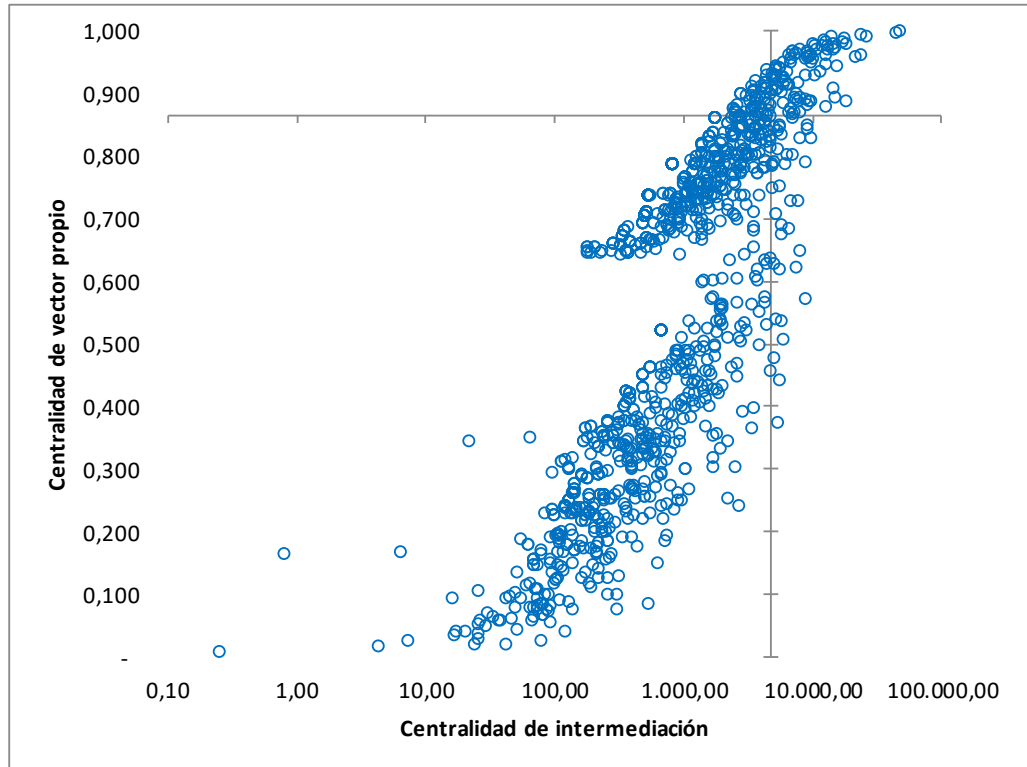


Fig. 11 Diagrama de dispersión que representa los usuarios de la red analizada, donde cada punto corresponde a un usuario, y los ejes corresponden a centralidad de vector propio y centralidad de intermediación. Elaboración propia con Excel.

	Centralidad de intermediación	Centralidad de vector propio
Media	911,42	0,415
95th percentile	4.732,33	0,866
75th percentile	698,34	0,643
median	-	0,343
25th percentile	-	0,165

Tab. 2 Métricas de la red y definición de criterios de corte para la aplicación del modelo de detección de influyentes en el percentil 95. Elaboración propia en Excel.

La aplicación del modelo con cortes en el percentil 95 para cada una de las métricas determina que 85 usuarios son los seleccionados como potenciales influyentes. Se propone como hipótesis de trabajo que los individuos seleccionados como potenciales influyentes tendrán una mejor performance en relación al resto cuanto a la cantidad de veces que otros usuarios indicaron que una publicación del usuario es “útil”. Este último dato ya se encuentra disponible en 03\_dfa.

En la tabla 3 pueden verse estadísticas de la variable en cada cuadrante luego de aplicar la segmentación. En principio se ve que los usuarios “puentes” (de alta centralidad de intermediación) y los “influyentes” (de alta centralidad conjunta) tienen una mejor performance que el resto, pero no se diferencian claramente entre sí.

	CONEXIONES IMP	SECUNDARIOS	PUNTES	INFL
Media	17,02	17,78	29,05	24,68
Mediana	8,5	5	20,5	19
Desviación estándar	23,49	51,81	44,33	24,36
Curtosis	4,22	371,93	28,23	3,18
Coefficiente de asimetría	2,23	15,22	4,92	1,53
Rango	90	1555	283	118
Mínimo	0	0	2	0
Máximo	90	1555	285	118
Cuenta	42	2366	42	85

Tab. 3 Estadísticas de la variable “cantidad de veces que otros usuarios indicaron que una publicación del usuario es “útil” por cuadrante.

En figura 12 se muestra la distribución acumulada de usuarios por segmento, en función de la cantidad de veces que una contribución del usuario se indicó como útil. Las líneas de actores con conexiones importantes y secundarios crecen más rápido lo que indica que esos segmentos tienen más cantidad de usuarios con pocas contribuciones útiles. El 80% de los usuarios tiene 25 votos como máximo.

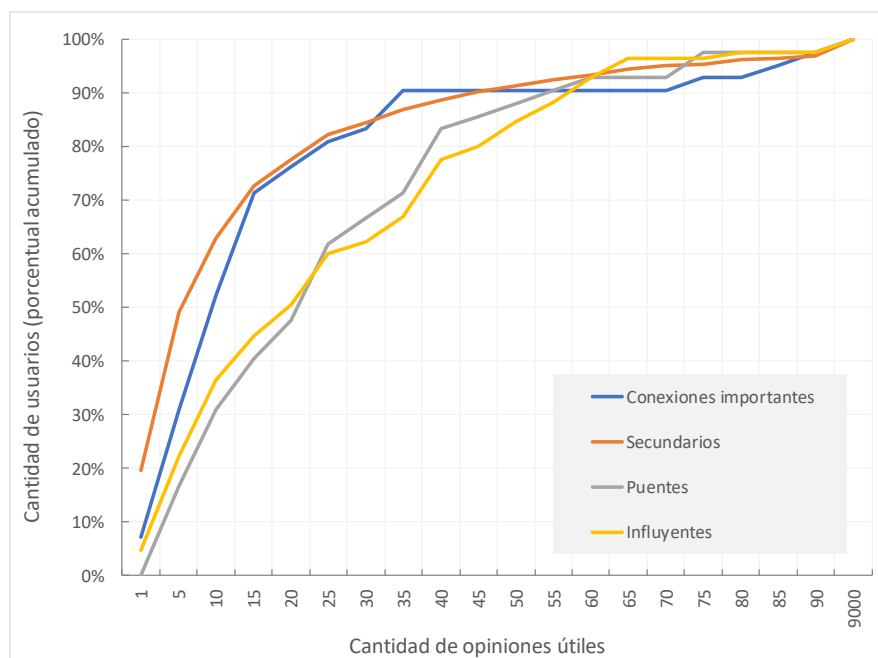


Fig. 12 Distribución acumulada de usuarios por segmento, en función de la cantidad de veces que una contribución del usuario se indicó como útil.

Las líneas de “puentes” e “influyente” muestran un performance muy similar. Se realizaron varios cruces con las variables disponibles en el set de datos extraído de la web para entender por qué estos dos segmentos no muestran diferencias en su performance, pero ningún análisis fue concluyente. Se ofrecen reflexiones al respecto en las conclusiones del trabajo.



## MINERÍA DE TEXTO

De forma de aprovechar todo el cuerpo de datos extraído de la web se propone una aplicación sencilla de minería de texto a través de R. Concretamente se demuestra un análisis de frecuencia de palabras y visualización realizado principalmente con los paquetes “tidytext” (Silge & Robinson, 2016) y “wordcloud2” (Lang & Chien, 2018).

Se trabajó directamente sobre el texto completo de las opiniones, el cual se sometió a las siguientes transformaciones:

1.- Limpieza: se eliminaron tildes de palabras, se pasaron todas las palabras a minúsculas, se eliminaron palabras de tipo “stop words” y palabras comunes.

2.- *Tokenización*: se derivó una tabla de la original en la que cada registro contiene una palabra individual, o un n-grama, o sea conjunto de n palabras que aparecen en forma seguida en el cuerpo de la opinión.

Luego se analizó frecuencia de palabras o n-gramas para diferentes cortes de la tabla original. En la figura 13 puede verse un el conteo de las palabras más frecuentes para el total de opiniones.



Fig. 13 Conteo de palabras más frecuentes en el total de opiniones. Elaboración propia con R.

El análisis de frecuencia de palabras realmente cobra más sentido cuando se analizan diferentes cortes. Por ejemplo: ¿Qué es lo que hace a una buena opinión? ¿Cuáles son los términos más relevantes utilizados en las opiniones de 4 y 5 estrellas?



atención recibida, 3 de 10 son positivas hacia la comida, y recién en una empieza a pesar el precio en relación a la calidad.

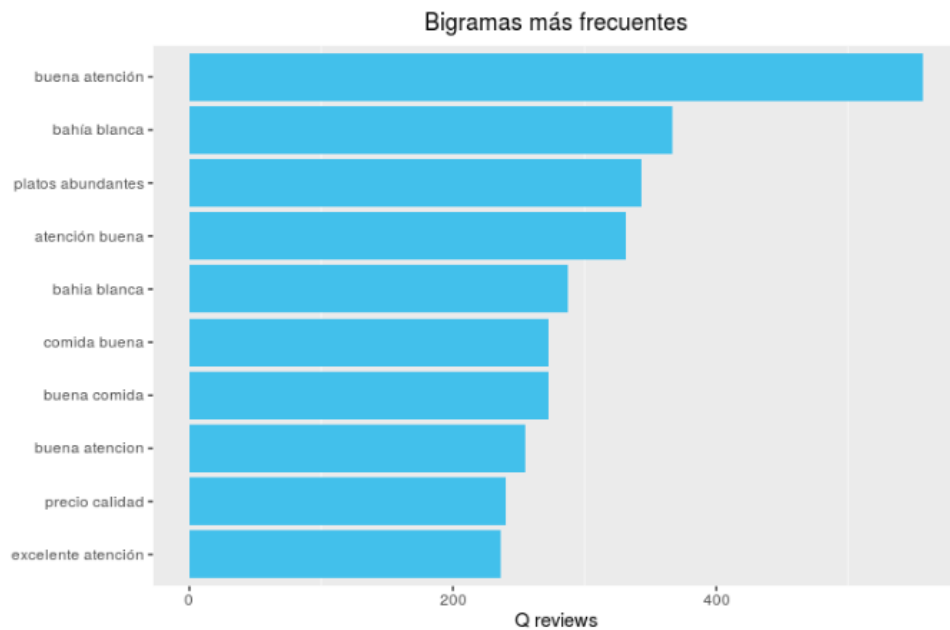


Fig. 16 Frecuencia de bigramas en el total de opiniones. Elaboración propia con R.

Contraintuitivamente, puede concluirse entonces a partir del análisis de opiniones que la calidad de la comida es importante, pero se da por sentada y no constituye un factor diferenciador al momento de perseguir una opinión excelente. La comida determina el *baseline* (nunca se debe descuidar) y el lugar es importante (tiene gran relevancia en las buenas y malas opiniones), pero la calidad de la atención es lo que convierte a un restaurante en excelente. El precio pasa a un segundo plano si el cliente es bien atendido.

## 1. CONCLUSIONES

El objetivo general planteado para este trabajo era demostrar la aplicación de la técnica de *web scraping* para el descubrimiento y explotación de redes sociales online implícitas a través del análisis de un caso particular.

En el transcurso del trabajo se introdujeron varios conceptos necesarios para entender la importancia y alcance del problema. Se dio un marco a los mecanismos de difusión y adopción de productos y servicios. Se expuso el rol de los influyentes en ese proceso. Se introdujeron las redes sociales y conceptos sobre su análisis y explotación.

Finalmente se presentó el caso y se detalló el proceso de extracción de los datos de la web mediante *web scraping* con lenguaje R y varias tareas necesarias para preparar la información y aplicar técnicas de análisis de redes sociales, de análisis estadístico y de minería de texto.

Ninguno de los pasos fue sencillo. Como se indicó en el desarrollo del trabajo, el *web scraping* requiere programación específica; esto lo hace altamente flexible pero también altamente falible: Para extracciones que requieren la consulta de muchas páginas se descubrió que resultaba más fiable y evitaba errores hacer las extracciones en *batches* en lugar de intentar bajar todo el set completo de una vez. Se experimentó corriendo los scripts desde una instalación local de RStudio y desde la nube (RStudio Cloud), e insertando pausas aleatorias dentro de las extracciones, intentando emular a un usuario humano bajo el supuesto de que los errores se debían a mecanismos de protección del sitio contra *bots*.

La red finalmente se pudo extraer, visualizar y proyectar. En ese sentido quedó cumplido el objetivo general propuesto. Los resultados de la implementación del modelo de detección de influyentes propuesto por Litterio et al. no resultaron a priori los esperados. Es muy probable que la razón sea que ese modelo no es 100% compatible con una red de este tipo: El modelo fue diseñado y probado sobre redes explícitas, en las que el vínculo entre individuos permite difusión. Por ejemplo, si A es amigo de B, es probable que si A comparte un excelente comentario sobre su experiencia con el producto X, B se muestre más interesado en consumir ese producto que si no existiera la relación. En el caso de una red implícita como la analizada en este trabajo, el vínculo entre dos usuarios se define por la afluencia de ambos a un mismo local. No es necesario que se conozcan ni si quiera que asistan el mismo día. En ese sentido es difícil imaginar un proceso de difusión.

Otra razón puede ser la elección de una métrica inadecuada para hacer el análisis. La cantidad de veces que otros usuarios indicaron que una publicación del usuario es “útil” puede ser una métrica engañosa, porque esos votos positivos son por cualquier publicación que haya hecho el usuario en su historia, en la red analizada o fuera de ella. Si un usuario escribió una opinión sobre un hotel en Londres que recibió 1.000 votos positivos y luego ingresó a la red de restaurantes de Bahía Blanca por haber opinado sobre algún local de la ciudad, ese usuario “trae” a esta red los 1.000 votos positivos que generó en otra parte.

Un objetivo secundario era desarrollar herramientas potencialmente útiles para empresas del rubro de servicios turísticos.

Aún con todas las falencias y oportunidades de mejora que se señalaron en estas conclusiones, se puede dar por cumplido también ese objetivo. Si bien no se llegó a plantear una metodología de trabajo propiamente dicha, se demostraron varias herramientas de análisis cuantitativo (y se ganaron algunos *insights* en el camino), que pueden ser fácilmente replicables, mejorables y sin duda útiles para empresarios del sector.

## BIBLIOGRAFÍA

Aghdam S. M. & Navimipou N. J. (2016) *Opinion leaders selection in the social networks based on trust relationships propagation*. Karbala International Journal of Modern Science 2, 2016 88-97.

DOI: 10.1016/j.kijoms.2016.02.002

Aral S., Muchnik L. & Sundararajan A. (2013) *Engineering social contagions: Optimal network seeding in the presence of homophily*. Network Science, 1, pp 125-153

DOI: 10.1017/nws.2013.6

Awad N. & Ragowsky A. (2008) *Establishing Trust in Electronic Commerce through Online Word of Mouth: An Examination across Genders*. Journal of Management Information Systems, Vol. 24, No. 4, pp. 101-121

Stable URL: <http://www.jstor.org/stable/40398913>

Bacile T., Ye C. & Swilley E. (2014) From firm-controlled to consumer-contributed: consumer co-production of personal media marketing communication. Journal of Interactive Marketing Volume 28, Issue 2, May 2014, Pages 117–133

DOI: 10.1016/j.intmar.2013.12.001

Balkundi, P. & Kilduff, M. (2006) *The ties that lead: A social approach to leadership*. The Leadership Quarterly 17 (2006) 419-439

DOI: 10.1016/j.leaqua.2005.09.004

Bastian M., Heymann S., Jacomy M. (2009). *Gephi: an open source software for exploring and manipulating networks*. International AAAI Conference on Weblogs and Social Media.

Benedetti, A. (2015) Marketing en redes sociales: Detrás de escena. Buenos Aires: Ed AMDIA

Bickart B. & Schindler R. (2001) *Internet forums as influential sources of consumer information*. Journal of Interactive Marketing Volume 15, Issue 3 Pages 31–40

DOI: 10.1002/dir.1014

Chen W., Wang C. & Wang C. (2010) *Scalable Influence Maximization for Prevalent Viral Marketing in Large-Scale Social Networks*. Proceedings KDD'10.

DOI: 10.1145/1835804.1835934

Chen X., van der Lans R. & Phan T. Q. (2017) *Uncovering the Importance of Relationship Characteristics in Social Networks: Implications for Seeding Strategies*. Journal of Marketing Research: April 2017, Vol. 54, No. 2, pp. 187-201.

DOI: 10.1509/jmr.12.0511

Crawley M. (2012) *The R book*. 2nd ed. Wiley, 2012. Recuperado de <https://www.cs.upc.edu/~robert/teaching/estadistica/TheRBook.pdf>

Duan, W., Gu, B., & Whinston, A.B. (2008). *Do online reviews matter?—An empirical investigation of panel data*. Decision Support Systems, 45(3), 1007–1016

DOI: 10.1016/j.dss.2008.04.001

Ekran I. & Evans C. (2016) *The influence of eWOM in social media on consumers' purchase intentions: An extended approach to information adoption*. Computers in Human Behavior. 61, pp 47-55.

DOI: 10.1016/j.chb.2016.03.003

- Gauri D., Bhatnagar A., & Rao R. (2008) *Role of word of mouth in online store loyalty*. Communications of the ACM Vol 51 Issue 3 pp 89-91 .  
DOI: 10.1145/1325555.1325572
- Grossek G., & Holotescu C. (2009) *Indicators for the analysis of learning and practice communities from the perspective of microblogging as a provocative sociolect in virtual space*. The 5th International Scientific Conference eLSE - eLearning and Software for Education, BUCHAREST, April 09-10, 2009
- Gupte, M. & Eliassi-Rad, T. (2011). *Measuring Tie Strength in Implicit Social Networks*. Proceedings of the 3rd Annual ACM Web Science Conference, WebSci'12.  
DOI: 10.1145/2380718.2380734.
- Hansen D., Shneiderman B., & Smith M. (2011). *Analyzing Social Media Networks with NodeXL: Insights from a Connected World*. Ed. Morgan Kaufman.
- Hewett K., Rand W., Rust R. & van Heerde H. (2016) *Brand Buzz in the Echoverse*. Journal of Marketing: May 2016, Vol. 80, No. 3, pp. 1-24.  
DOI: 10.1509/jm.15.0033
- Hawkins D., Best R., Coney K. & Carey K. (1995) *Consumer behavior: Implications for marketing strategy*. McGraw-Hill
- Hudson S., Huang L., Roth M. S. & Madden T. (2015) *The influence of social media interactions on consumer–brand relationships: A three-country study of brand perceptions and marketing behaviors*. International Journal of Research in Marketing Volume 33, Issue 1, March 2016, Pages 27-41  
DOI: 10.1016/j.ijresmar.2015.06.004
- Jacomy M., Venturini T., Heymann S. & Bastian M. (2014) *ForceAtlas2, a Continuous Graph Layout Algorithm for Handy Network Visualization Designed for the Gephi Software*. PLoS ONE 9(6): e98679.  
DOI: 10.1371/journal.pone.0098679
- Katz, E. & Lazarsfeld, P.F. (1955) *Personal influence: The part played by people in the flow of mass communications*, New York: The Free Press.
- Kempe D., Kleinberg J. & Tardos E. (2015) *Maximizing the Spread of Influence through a Social Network*. Theory of Computing Journal Volume 11, Article 4 pp. 105-147.  
DOI: 10.4086/toc.2015.v011a004
- King R., Racherla P. & Bush, V (2014) *What We Know and Don't Know About Online Word-of-Mouth: A Review and Synthesis of the Literature*, Journal of Interactive Marketing  
DOI: 10.1016/j.intmar.2014.02.001
- Lang B. & Hyde K.(2013). *Word of mouth: what we know and what we have yet to learn*. Journal of consumer satisfaction, dissatisfaction and complaining behavior 26: 1–18.
- Lang D. & Chien G. (2018) *wordcloud2: Create Word Cloud by 'htmlwidget'*. R package version 0.2.1. <https://github.com/lchiffon/wordcloud2>
- Libai B., Muller E. & Peres R. (2013) *Decomposing the Value of Word-of-Mouth Seeding Programs: Acceleration Versus Expansion*. Journal of Marketing Research: April 2013, Vol. 50, No. 2, pp. 161-176.  
DOI: 10.1509/jmr.11.0305

- Litterio A. M., Nantes, E. A., Larrosa, J. M. & Gómez, L. J. (2017) *Marketing and social networks: a criterion for detecting opinion leaders*. European Journal of Management and Business Economics, Vol. 26 Issue: 3, pp.347-366.  
DOI: 10.1108/EJMBE-10-2017-020
- Luca, M. (2016) *Reviews, Reputation, and Revenue: The Case of Yelp.com* Harvard Business School, Working Paper 12-016
- Ma, H. (2013) *An experimental study on implicit social recommendation*. SIGIR '13 Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. Pages 73-82  
DOI: 10.1145/2484028.2484059
- Nam H., & Kannan P. (2014) *The Informational Value of Social Tagging Networks*. Journal of Marketing: July 2014, Vol. 78, No. 4, pp. 21-40.  
DOI: 10.1509/jm.12.0151
- OmaymaS (2019) *Webscraping Tripadvisor data: Cologne\_Restaurants.R*. GitHub repository, recuperado de [https://github.com/OmaymaS/Web-Scraping-TripAdvisor-Data/blob/master/Cologne\\_Restaurants.R](https://github.com/OmaymaS/Web-Scraping-TripAdvisor-Data/blob/master/Cologne_Restaurants.R) junio de 2019.
- Pavlou P. & Ba S. (2002) *Evidence of the Effect of Trust Building Technology in Electronic Markets: Price Premium and Buyer Behavior*. MIS Quarterly 26, 3, pp 243-268.  
DOI: 10.2307/4132332
- Serrano Puche J. (2016) *Internet y emociones. Nuevas tendencias en un campo de investigación emergente*. Comunicar: Revista científica iberoamericana de comunicación y educación, Nº 46, pp 19-26.  
DOI: 10.3916/C46-2016-02
- Silge J. & Robinson D. (2016) *tidytext: Text Mining and Analysis Using Tidy Data Principles in R*. Journal of Open Source Software, 1(3), 37  
DOI 10.21105/joss.00037
- Smith M., L. Rainie, I. Himelboim & B. Shneiderman (2014), *Mapping Twitter Topic Networks: From Polarized Crowds to Community Clusters*. Pew Research Center.
- Peters K., Chen Y., Kaplan A., Ognibeni B. & Pauwels K. (2013) *Social media metrics - A framework and guidelines for managing social media*. Journal of Interactive Marketing Vol 27 pp 281-298  
DOI: 10.1016/j.intmar.2013.09.007
- R Core Team (2019). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Versión 3.6. URL <https://www.R-project.org/>.
- RStudio Team (2018). *RStudio: Integrated Development for R*. RStudio, Inc., Boston, MA URL <http://www.rstudio.com/>.
- Simon H. A. (1982) *Models of bounded rationality: Empirically grounded economic reason* (Vol. 3). MIT press.
- Tripadvisor US Press Center (2019) Recuperado de <https://tripadvisor.mediaroom.com/> el 13/06/2019.
- Van der Merwe R. & van Heerden G. (2009) *Finding and utilizing opinion leaders: Social networks and the power of relationships*. South African Journal of Business Management, Vol. 40, pp 65-76.

VanMeter R., Grisaffe D. & Chonko L. (2015) *Of “Likes” and “Pins”: The Effects of Consumers' Attachment to Social Media*. *Journal of Interactive Marketing* 32, pp 70-88.

DOI: 10.1016/j.intmar.2015.09.001

Wang Z. & Gon Kim H. (2017) *Can Social Media Marketing Improve Customer Relationship Capabilities and Firm Performance? Dynamic Capability Perspective*. *Journal of Interactive Marketing*. Volume 39, August 2017, Pages 15–26

DOI: 10.1016/j.intmar.2017.02.004

Wickham H. (2019) *rvest: Easily Harvest (Scrape) Web Pages*. <http://rvest.tidyverse.org/>, <https://github.com/tidyverse/rvest>.

Zhou T., Ren J., Medo M. & Zhang Y. (2007) *Bipartite network projection and personal recommendation*. *Physical review. E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics*. 76. 046115.

DOI: 10.1103/PhysRevE.76.046115.



## ANEXO I

### Scripts utilizados para la extracción de datos

#### 1. **proyectofinal00a.R**

Instala y carga las librerías necesarias para extender las funciones de R, fundamentalmente el paquete rvest creado por Hadley Wickham (2019). Librerías de R utilizadas:

```
install.packages("robotstxt")
install.packages("rvest")
install.packages("selectr")
install.packages("xml2")
install.packages("dplyr")
install.packages("stringr")
install.packages("forcats")
install.packages("magrittr")
install.packages("ggplot2")
install.packages("lubridate")
install.packages("tibble")
install.packages("purrr")
install.packages("curl")
install.packages("tidytext") #Text mining
install.packages("tidyr") #Spread, separate, unite, text mining (also included in the
tidyverse package)
install.packages("widyr") #Use for pairwise correlation
install.packages("wordcloud2") #nube de palabras para minería de texto
```

#### 2. **proyectofinal001.R**

Tiene como objeto generar un listado con los nombres, URLs (de Tripadvisor), ratings promedio y cantidad de opiniones recibidas de cada restaurant de la ciudad barriendo todos los restaurantes de la página principal de restaurantes de Bahía Blanca<sup>1</sup> y las n paginaciones que le siguen. Tripadvisor ofrece datos de 30 restaurantes por página en esta vista. En este caso se barrieron 4 páginas y se obtuvieron los datos de 107 restaurantes. El código de este script toma algunos elementos del script publicado por OmaymaS (2019).

OUTPUT: La salida de esta etapa es una tabla 01\_dfa en formato de dataframe con los datos indicados.

#### 3. **proyectofinal002.R**

Toma la tabla 01\_dfa generada en el paso anterior y barre secuencialmente todos los URLs de cada uno de los restaurantes, recuperando para cada caso las URLs de cada opinión individual del URL principal y paginaciones. Tripadvisor ofrece 10 *reviews* por página. Para el primer restaurant del listado, con 931 opiniones al momento de la extracción, se barrieron 94 páginas en total.

Este es el más complejo de los scripts utilizados ya que involucra una rutina para barrer los URLs de cada uno de los restaurantes y a su vez una rutina anidada que barre hasta agotar todas las opiniones que existen para cada uno de ellos.

OUTPUT: Genera una tabla 02\_dfa en formato de dataframe que contiene las URLs de cada opinión individual. Se obtuvieron en total 7019 URLs.

#### 4. **proyectofinal003.R**

Toma la tabla 02\_dfa y barre secuencialmente todos los URLs de cada una de las opiniones, generando una nueva tabla que contiene para cada registro: (a) Nombre del

---

<sup>1</sup> [https://www.tripadvisor.com.ar/Restaurants-g312744-Bahia\\_Blanca\\_Province\\_of\\_Buenos\\_Aires\\_Central\\_Argentina.html](https://www.tripadvisor.com.ar/Restaurants-g312744-Bahia_Blanca_Province_of_Buenos_Aires_Central_Argentina.html)

restaurante, (b) Nombre del usuario o reviewer, (c) Localización declarada por el reviewer, (d) Rating asignado al restaurant (entre 1 y 5 estrellas), (e) Día de la visita, (f) Opiniones totales generadas por el usuario, (g) Cantidad de veces que otros usuarios indicaron que una publicación del usuario es “útil”, (h) Título del review, (i) Texto completo del review.

OUTPUT: Genera una tabla 03\_dfa en formato de dataframe que contiene toda la información anterior.

## ANEXO II

Scripts para el llenado de columnas – proyección unimodal

En una primera instancia se elaboró manualmente una tabla de dos columnas con todas las combinaciones posibles de enlaces entre usuarios para una serie de restaurantes con pocas opiniones y se observó una lógica común a todas, la cual se puede observar en la siguiente tabla sobre un único ejemplo de n=4 usuarios.

N° usuario	Q repeticiones	Columna 1	Columna 2	N° usuario	Q repeticiones
1	3	A	B	2	1
		A	C	3	
		A	D	4	
2	2	B	C	3	
		B	D	4	
3	1	C	D	4	

*Tab. Ejemplo de tabla de enlaces para una red de 4 vértices totalmente conectada, donde se verifica un total de 6 combinaciones posibles y se puede observar la lógica con la que se completa cada columna.*

Habiendo observado que todas las tablas en general y cada columna en particular se ajustaban a una lógica común, se programaron 2 rutinas independientes, una para completar cada columna, con la lógica y código que se detalla seguidamente:

**Script para completar 1era columna** (toma como input el listado de n usuarios que publicaron una opinión en un local):

Pega nombre de 1er usuario y avanza hasta la siguiente posición (n-1) veces  
 Pega nombre de 2do usuario y avanza hasta la siguiente posición (n-2) veces  
 Pega nombre de 3er usuario y avanza hasta la siguiente posición (n-3) veces  
 ...  
 Pega nombre del usuario (n-1) 1 vez  
 Una vez que finaliza con ese local sigue con el próximo hasta agotar los locales.

Sub Columna1()

```
Application.ScreenUpdating = False
Range("J4").Select 'Acá va a empezar a pegar los datos
filai = 43 '#
For i = 1 To 7 'nro total de restaurantes con 2 o más reviews
  n = 1
  off = 0
  re = Cells(filai, 7).Value
  posi = Cells(filai, 8).Value
  For j = 1 To re
    For k = 1 To re - n
      Worksheets("edges").Cells(posi + off, 2).Copy
```

```

ActiveCell.PasteSpecial xlPasteValues
ActiveCell.Offset(1, 0).Select
Next k
n = n + 1
off = off + 1
Next j
filai = filai + 1
Next i
Application.ScreenUpdating = True
MsgBox ("Procedimiento ejecutado con éxito")
End Sub

```

**Script para completar 2da columna** (toma como input el listado de n usuarios que publicaron una opinión en un local):

Pega nombre de 2do usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición

Pega nombre de 3er usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición

Pega nombre de 4to usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición

...

Pega nombre del n usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición, donde vuelve a comenzar con toda la escala corrida +1:

Pega nombre de 3er usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición

Pega nombre de 4to usuario 1 vez y avanza a la siguiente posición

...

Pegar nombre del n usuario 1 vez y avanzar a la siguiente posición

Cuando se llega a la última posición en la que el único dato que se pega es n ya que no se puede seguir con el loop, se avanza con el siguiente restaurante.

Sub Columna2()

```

Application.ScreenUpdating = False
Range("K4").Select      'Acá va a empezar a pegar los datos
filai = 4                '#
For i = 1 To 30 'nro total de restaurantes con 2 o más reviews
  n = 1
  off = 1
  posi = Cells(filai, 8).Value  'fila del 1er review del restaurant
  re = Cells(filai, 7).Value    'número de reviews, de la tabla azul
  For j = 1 + n To re
    For k = 1 + off To re
      Worksheets("edges").Cells(posi + off, 2).Copy      'nombre del reviewer
      ActiveCell.PasteSpecial xlPasteValues              'pega en la posición
      ActiveCell.Offset(1, 0).Select                    'pasa a la sig posición
      off = off + 1                                     'busca el nombre del sig reviewer
    Next k
    off = 1 + n
    n = n + 1
  Next j
  filai = filai + 1
Next i
Application.ScreenUpdating = True
MsgBox ("Procedimiento ejecutado con éxito")
End Sub

```

## APENDICES


iPad ▾ 768 x 1024 75% ▾ No throttling ▾


Bueno para


- Comida local
- Familias con niños
- Grupos grandes


Más ▾


Ordenar por: **Clasificación** Nombre


 **Gambrinus**  
●●●●● 1.020 opiniones  
N.º 1 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
\$\$ - \$\$\$, Italiana, Alemana, Europea, Española, Argentina.  
"El clásico no falla" 09/07/2019  
"Clásico absoluto" 02/07/2019

 **Vicentica**  
●●●●● 216 opiniones  
N.º 2 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
\$\$ - \$\$\$, Argentina, Sudamericana  
"Excelente!!!!" 09/07/2019  
"Restaurante" 04/06/2019

 **El Mundo de la parrilla**  
●●●●● 701 opiniones  
N.º 3 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
\$\$ - \$\$\$, Churrasquería, Latina, Parrillada, Argentina, P...  
"Cena con un amigo" 10/07/2019  
"Riquísimo todo" 14/04/2019

 **Santino Ristorante**  
●●●●● 404 opiniones  
N.º 4 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
\$\$ - \$\$\$, Italiana, Apto para vegetarianos, Opciones veg...  
"Volvímos" 09/07/2019  
"Cena con amigos" 02/07/2019

 **Victor**  
●●●●● 553 opiniones  
N.º 5 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
\$\$ - \$\$\$, Latina, Parrillada, Argentina, Sudamericana, E...  
"Platos para compartir!" 02/07/2019  
"bueno, abundante" 16/06/2019

 **El Dorado Speakeasy Bar**  
●●●●● 114 opiniones  
N.º 6 de 107 Restaurantes en Bahía Blanca  
"Un buen momento" 05/06/2019

*Tripadvisor, vista de listado de restaurantes por localidad. Primera página para localidad de Bahía Blanca capturada en julio de 2019.*

Fotos

Descripción general

**Opiniones**

Preguntas y respuestas

miguelangelarranz  
Bahía Blanca,  
Argentina

12 2



Escribió una opinión el 19 de marzo de 2019 mediante dispositivo móvil

### Típico restaurant Aleman

Desde hace muchísimos años donde comer el mejor para con papas o snakus con chucrut y la mejor cerveza tirada que no fuera el Gambrinus era imposible. Muchos años lo manejaron algunos ex tripulantes del buque Grand Spee hundido en nuestras aguas y actualmente sigue... [Más](#)

**Fecha de la visita:** enero de 2019

Agradecele a miguelangelarranz

Andrea P  
Bahía Blanca,  
Argentina

34 5



Escribió una opinión el 19 de marzo de 2019 mediante dispositivo móvil

### No es lo mismo

Las personas que han conocido y han degustado sus platos en épocas pasadas sabrán de que hablo. Hoy se darán cuenta que no es lo mismo.

**Fecha de la visita:** marzo de 2019

Agradecele a Andrea P

fionapettarelli  
Bahía Blanca,  
Argentina

163 38



Escribió una opinión el 2 de marzo de 2019

### Normal

Despues de mucho tiempo volvimos. La comida bien. La atencion normal. Precios normales. Lugar muy ruidoso. Sillas incomodas. La atencion del cajero deja mucho que desear. Sobrevalorado para mi humilde opinion. No vuelvo.

**Fecha de la visita:** marzo de 2019

Agradecele a fionapettarelli

daniel0mar  
Mendoza,  
Argentina

75 15



Escribió una opinión el 19 de febrero de 2019

### Muy buena comida y excelente atención..

Exquisita comida, muy bien elaborada: acompañada por buenos vinos mendocinos y la cordialidad y atención de mozo, muy canchero, atento y amable, mostrando que tienen muchos años de buena atención.-

**Fecha de la visita:** febrero de 2019

Agradecele a daniel0mar

madadefe25  
San Antonio de  
Areco, Argentina

22 14



Escribió una opinión el 13 de febrero de 2019 mediante dispositivo móvil

### Comida de Fonda, abundante.

Lugar recomendable, se destaca la atención de los mozos, muy predispuestos y la agilidad en los tiempos de entrega de platos. Buena atención, buen bodegón con platos abundantes y de calidad pero sin preparaciones complejas. Precios razonables.



Tripadvisor, vista de listado de opiniones por restaurant. Capturada en julio de 2019.

tripadvisor ARGENTINA Bahía Blanca
Publicar Viajes Busón Buscar


---

Bahía Blanca Hoteles Qué hacer **Restaurantes** Vuelos Alquileres temporarios Alquiler de autos

América del Sur > Argentina > Argentina central > Provincia de Buenos Aires > Bahía Blanca > Restaurantes de Bahía Blanca > Gambrinus Comida de Fonda, abundante. - Gambrinus

## “Comida de Fonda, abundante.”

Opinión sobre el Gambrinus



**103 fotos**

**Gambrinus**


📍 Pasaje Arribenos 174, Bahía Blanca B8000LZB, Argentina  
☎ +54 291 466-2750 🌐 Página web 🗒 Mejorar este perfil

Clasificado como N.º 4 de 138 Restaurantes en Bahía Blanca

1.020 opiniones

Certificado de Excelencia

Más detalles del restaurante



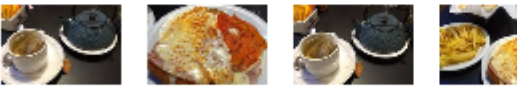
**madedefe25**  
San Antonio de Arica, Argentina  
📅 22 📍 14

Opinión escrita 13 de febrero de 2019  
mediante dispositivo móvil

### Comida de Fonda, abundante.

Lugar recomendable, se destaca la atención de los mozos, muy predispuestos y la agilidad en los tiempos de entrega de platos. Buena atención, buen bodegón con platos abundantes y de calidad pero sin preparaciones complejas. Precios razonables.

Fecha de la visita: febrero de 2019



Preguntá a madedefe25 sobre Gambrinus

Agradecele a madedefe25

Esta es la opinión subjetiva de un miembro de TripAdvisor, no de TripAdvisor LLC.




### Opiniones (1.020)

[Escribí tu opinión](#)

<p><b>Calificación de viajeros</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li><input type="checkbox"/> Excelente <span style="float: right;">397</span></li> <li><input type="checkbox"/> Muy bueno <span style="float: right;">444</span></li> <li><input type="checkbox"/> Normal <span style="float: right;">103</span></li> <li><input type="checkbox"/> Malo <span style="float: right;">17</span></li> <li><input type="checkbox"/> Horrible <span style="float: right;">12</span></li> </ul>	<p><b>Tipo de viajero</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li><input type="checkbox"/> Familias</li> <li><input type="checkbox"/> Pareja</li> <li><input type="checkbox"/> Solitario</li> <li><input type="checkbox"/> Ejecutivo</li> <li><input type="checkbox"/> Amigos</li> </ul>	<p><b>Época del año</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li><input type="checkbox"/> Mar-may</li> <li><input type="checkbox"/> Jun-ago</li> <li><input type="checkbox"/> Sep-nov</li> <li><input type="checkbox"/> Dic-feb</li> </ul>	<p><b>Idioma</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li><input type="radio"/> Todos los idiomas</li> <li><input checked="" type="radio"/> español (273)</li> <li><input type="radio"/> Inglés (28)</li> <li><input type="radio"/> portugués (11)</li> </ul> <p><a href="#">Más idiomas</a></p>
---	---	--	--

Consultá qué dicen los viajeros:

Los viajeros están perdiendo la cabeza por...

-  **Hotel Land Plaza Bahía Blanca** [Leé opiniones](#)  
420 opiniones
-  **Hotel Muniz** [Leé opiniones](#)  
141 opiniones
-  **Hotel Austral Bahía Blanca** [Leé opiniones](#)  
224 opiniones

Todos los hoteles en Bahía Blanca (9)

[Hacer una pregunta](#)

Oténé respuestas rápidas del personal y los visitantes anteriores de Gambrinus.

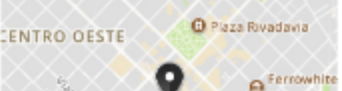
Hola, Esteban. ¿Qué te gustaría saber sobre este restaurante?

Recibir notificaciones de nuevas respuestas a tus preguntas.

[Preguntar](#) [Directrices de publicación](#)

Qué hay cerca

Restaurantes (138) | Hoteles (9) | Actividades (47)



Tripadvisor, vista de opinión individual. Capturada en julio de 2019.