

TOURISM DESTINATION TWEETS PREDICT HOTEL OCCUPANCY: AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK STUDY

Enrique Bigné, Professor of Marketing, University of Valencia, Av.Tarongers, s/n, 46022 Valencia, Spain; Enrique.Bigne@uv.es

Luisa Andreu, Associate Professor of Marketing, University of Valencia, Av.Tarongers, s/n, 46022 Valencia, Spain; Luisa.Andreu@uv.es

Enrique Oltra, PhD marketing student; University of Valencia, Av. Tarongers, s/n, 46022 Valencia, Spain; enollo@alumni.uv.es

Acknowledgments: The authors gratefully acknowledge support of this research by the GeneralitatValenciana (GVAICO2015-071).

ABSTRACT

Everyday 304 million active users post more than 500 million tweets all over the world. Destination Marketing Organizations (DMOs) aware of the power of Twitter, have adopted this platform in their social media marketing strategy. Despite its increasing practical importance, there is a lack of research to prove the direct contribution of Twitter on outcome variables such as the hotel occupancy rate in destinations. The aim of this study is to predict the possible effect of Twitter on the occupancy reached by destinations. Five Spanish DMOs with high levels of activity on Twitter before and during the Holy Week of 2015 were selected. Through observation and the Application Programming Interface (API) of Twitter, the number of followers, tweets, retweets and replies published by DMOs and users were obtained. Text mining techniques were used to analyze the tweets posted by DMOs, making a distinction between tweets related to events, tourism resources, socialization and marketing. Data was exploited by artificial neural networks. The best adjustment is achieved through a MultiLayer Perceptron, where the content of publications, level of activity, and followers of DMOs, as well as user actions, act as predictors of the occupancy achieved by destinations. Our results show that the number of retweets and replies reached by DMOs, as well as retweets and tweets of events published by them, have a greater impact on the outcome variable: the hotel occupancy rate. Managerial implications on the optimization of DMOs in Twitter are discussed and avenues for further research.

KEYWORDS: Twitter, DMO, Social Media Marketing, Text Mining, Artificial Neural Networks

1. INTRODUCCIÓN

Twitter es una plataforma comúnmente utilizada en el sector turístico (Sotiriadis y Zyl, 2013). Diariamente 304 millones de usuarios activos publican más de 500 millones de tweets en todo el mundo¹. Las Organizaciones de Marketing de Destinos (DMOs) conscientes de la relevancia que ha ido ganando Twitter, han integrado esta herramienta en sus páginas web (Luna-Nevarez y Hyman, 2012), que aunque presenta diferencias en cuanto a uso y gestión (Hays, Page y Buhalis, 2013; Milwood, Marchiori y Zach, 2013; Sevin, 2013), forma parte de su estrategia de social media marketing (Hays et al., 2013).

Debido a la creciente importancia práctica del social media, es un buen aliado para los destinos turísticos (Lim, Chung y Weaver, 2012) y está implementado por turistas y proveedores (Leung, Law, Hoof y Buhalis, 2013), es necesaria una mayor investigación que evidencie su contribución directa al sector, existiendo una carencia de estudios que midan su impacto sobre variables resultado de demanda, por ejemplo, las compras (Leung et al., 2013), incremento, duración o retorno de las visitas, así como la satisfacción del visitante (Zeng y Gerritsen, 2014), y de oferta, por ejemplo, la tasa de ocupación y las reservas hoteleras (Anderson, 2012).

Las DMOs a la hora de promocionar los destinos vía Twitter, además de publicar información en torno a temas que tienen potencial para atraer turistas, también comparten publicaciones procedentes de diversos organismos que operan en el destino, entre ellos hoteles (Sevin, 2013). Ahora bien, poco es conocido acerca de cuál podría ser su contribución sobre el subsector hotelero, donde la variable tasa de ocupación es común en la actividad económica de carácter turístico (Crofton y Parker, 2012).

Con la intención de aportar conocimiento al área de influencia del social media, este trabajo tiene como objetivo investigar si Twitter, gestionado por las DMOs, puede ser utilizado para estimar la tasa de ocupación hotelera (en adelante, ocupación) alcanzada en los destinos turísticos en los cuales operan. Este tipo de aproximación ha sido planteada de manera similar en trabajos previos, por ejemplo, en un entorno financiero. Concretamente se estudió si el sentimiento público expresado mediante las publicaciones en Twitter, es capaz de predecir cambios en el mercado de valores (Bollen et al., 2011). Los resultados muestran que la existencia de cambios, expresados vía Twitter, en ciertas dimensiones del estado de ánimo público, como la calma o la felicidad, parece tener un efecto predictivo sobre el mercado de valores. Por tanto, cabe pensar de la posible existencia de un efecto similar en un contexto turístico, donde los tweets de las DMOs podrían actuar como predictores de la ocupación alcanzada. Así, se contribuye a la literatura existente de dos maneras. Primero, se contrasta empíricamente la relación existente entre las dimensiones de actividad, contenido, seguidores y acciones de los usuarios en Twitter y la ocupación lograda en los destinos. Segundo, se propone un modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) que utiliza (1) seguidores, (2) tweets de eventos, (3) tweets de recursos, (4) tweets de socialización, (5) tweets de marketing, (6) retweets DMOs, (7) respuestas DMOs, (8) retweets de usuarios, (9) favoritos de usuarios y (10) respuestas de usuarios como predictores de la ocupación obtenida en los destinos.

Para alcanzar el objetivo del estudio, el trabajo se estructura del siguiente modo. Primero, se presenta la revisión de la literatura que sustenta el marco conceptual. Posteriormente, se describe la metodología empleada para obtener y analizar los tweets. A continuación, se muestran y discuten los resultados. Después, se exponen las conclusiones, así como las

¹ <http://www.statista.com/statistics/282087/number-of-monthly-active-twitter-users/>

limitaciones y futuras líneas de investigación, y finalmente, se explican las implicaciones prácticas.

2. MARCO CONCEPTUAL

Teniendo en cuenta que todavía es limitado el conocimiento sobre cómo las DMOs utilizan Twitter (Hays et al., 2013), el marco conceptual se centra en identificar las variables clave en un “entorno social media” que podrían influir en la ocupación alcanzada en los destinos, en los cuales operan las DMOs, planteándose hipótesis de la actividad en Twitter, contenido de los tweets, seguidores y acciones de los usuarios sobre la ocupación.

2.1.Efectos de la actividad en social media

Las DMOs pueden adoptar diferentes niveles de actividad en la gestión de los medios sociales. Una gestión activa implica interacciones directas con los miembros de la plataforma (Dholakia, Blazevic, Wiertz y Algesheimer, 2009). Esta gestión estimula el contenido generado por el usuario (UGC) (Miller y Tucker, 2013) en diversos sectores. La participación de los usuarios ante la actividad online de la empresa genera tres tipos de efectos sobre variables resultado: (i) incrementa la frecuencia de visita al punto de venta (Rishikia, Kumar, Janakiraman y Bezawada, 2013), (ii) incrementa las visitas a las páginas web turísticas (Milano, Baggio y Piattelli, 2011), (iii) mejora la percepción de la reputación corporativa, a través de plataformas como Twitter, sobre todo entre los no clientes (Dijkmans, Kerkhof y Beukeboom, 2015).

Los usuarios parecen estar más dispuestos a usar Twitter si las marcas son activas, mientras que si éstas lo son menos, también ellos son menos activos en publicar (Smith, Fischer y Yongjian, 2012). La actividad hace referencia al número de comentarios difundidos (Matute, Polo y Utrillas, 2015) por las DMOs en Twitter. Por tanto, se formulan las siguientes hipótesis:

H1a. El número de retweets publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H1b. El número de respuestas publicadas por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

2.2.Efectos del contenido en social media

El contenido publicado en social media puede provenir desde la DMO o desde otros consumidores/ usuarios (es decir, el UGC), pero en cualquier caso, ésta tiene la posibilidad de permitir y gestionar dicha co-creación (Malthouse, Haenlein, Skiera, Wege y Zhang, 2013). Las características del propio contenido emitido influyen en la aceptación de productos, en su lectura o comprensión.

En Twitter, el UGC negativo provoca una disminución en la aceptación inicial de nuevos productos experienciales (Hennig-Thurau, Wiertz y Feldhaus, 2014). Sus usuarios valoran los tweets que plantean preguntas, comparten información o autopromoción (su emisor comparte enlaces creados por él) a la hora de leerlos (André, Bernstein y Luther, 2012). No obstante, Counts y Fisher (2011) sugieren que los usuarios tienden a prestar menos atención a los tweets con enlaces, si el mensaje principal sólo puede ser comprendido haciendo click sobre el contenido vinculado, mientras que los tweets con etiquetas (#) suelen ser menos recordados que en el caso de no contenerlas.

En un contexto turístico, dependiendo del dominio o temática del contenido de las publicaciones (Peters, Chen, Kaplan, Ognibeni y Pauwels, 2013), los tweets de las DMOs pueden categorizarse en eventos, recursos turísticos, de socialización y marketing (clasificación adaptada² desde He, Zha y Li, 2013; Sevin, 2013), cuyo contenido podría afectar de manera diferente sobre la ocupación lograda por los destinos. En consecuencia, se proponen las siguientes hipótesis:

H2a. El número de tweets de eventos publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H2b. El número de tweets de recursos turísticos publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H2c. El número de tweets de socialización publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H2d. El número de tweets de marketing publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

2.3. Efectos de los seguidores en social media

La comprensión de las conexiones entre los miembros de una plataforma puede ayudar a las DMOs a extraer información sobre los usuarios influyentes y predecir las probabilidades de adopción de las publicaciones. En Twitter, la identidad de la fuente del tweet y los retweets alcanzados son claves para incrementar las posibilidades de difusión del mensaje (Zaman, Herbrich, Van Gael y Stern, 2010), mientras que en términos de influencia, es preferible tener una audiencia activa que emita retweets o mencione al usuario, que la acumulación de un gran número de seguidores (Cha, Haddadi, Benevenuto y Gummadi, 2010).

Las DMOs pueden crear boca a oído online (eWOM) que influya entre los contactos de los usuarios y provocar un contagio social. La publicación personalizada y activa es eficaz para fomentar la adopción del mensaje y se correlaciona con una mayor participación de los usuarios, generándose por tanto, mayor aceptación total entre éstos (Aral y Walker, 2011). En cambio, en cuanto a la difusión inicial de la publicación, cabe pensar que ésta tiene mayores probabilidades de aceptación cuando mayor sea el número de seguidores que puedan recibirla. Por tanto, el conocimiento comentado previamente permite enunciar la siguiente hipótesis:

H3. El número de seguidores del perfil de las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

2.4. Efectos de las acciones de los usuarios en social media

Las motivaciones explican la actuación de los turistas en social media. Leung y Bai (2013) sustentan que la motivación se relaciona positivamente con su participación e intención de volver a visitar los medios sociales, como Twitter, de los hoteles. Munar y Jacobsen (2014) sugieren que las motivaciones altruistas y las relacionadas con la comunidad, son relevantes para compartir online mediante tweets por ejemplo, la experiencia vivida en el destino.

Las publicaciones de las DMOs permiten a los usuarios actuar de diversas formas: respuesta, retweet favorito. En el primer caso, el usuario menciona expresamente al emisor del tweet al

²Para facilitar el manejo y explotación de la información obtenida, partiendo de las clasificaciones desarrolladas por dichos autores, se consideró la idoneidad de proponer una clasificación más reducida pero adaptada al contexto, la cual se obtuvo previamente, es decir, antes de aplicarla en el estudio empírico, tras realizar un análisis de contenido de los tweets publicados por las DMOs.

cual le pretende responder. En la emisión de retweets, convenir con alguien, validar los pensamientos de otros, o informar a una audiencia específica, son algunas de las motivaciones que conducen al usuario a publicarlos (Boyd, Golder y Lotan, 2010). En el último caso, el usuario motivado por diferentes razones, por ejemplo, agrado, relevancia temática o utilidad del contenido multimedia del tweet (Meier, Elswiler y Wilson, 2014), hace clic en la estrella habilitada junto al mensaje, el cual queda guardado y por tanto, accesible para consultarlo de nuevo posteriormente. El conocimiento vertido permite enunciar las siguientes hipótesis:

H4a. El número de respuestas de los usuarios ante los tweets publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H4b. El número de retweets de los usuarios ante los tweets publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

H4c. El número de favoritos de los usuarios ante los tweets publicados por las DMOs influye positivamente sobre la ocupación alcanzada en los destinos.

3. METODOLOGÍA

3.1. Muestra y periodo de estudio

Como punto de partida, desde un conjunto aleatorio de veintidós destinos turísticos españoles con presencia en Twitter mediante sus respectivas DMOs³, se seleccionaron cinco (ver tabla 1) en base a dos criterios: (1) número total de publicaciones entre el 16 de marzo y el 5 de abril de 2015, y (2) tipo de destino. Primero, la cifra total de publicaciones se obtuvo como el resultado procedente del sumatorio de tweets, retweets y respuestas, eligiéndose los destinos que obtuvieron mayores cifras y por tanto, eran más activos en Twitter. A continuación, se comprobó que en la muestra inicialmente obtenida quedara representada tanto por destinos de interior como de costa, ya que la ubicación influye por ejemplo, en los diferentes atractivos turísticos con los que cuentan los destinos.

Tabla 1: Usuarios en Twitter de las DMOs y tipos de destinos en los que operan.

<i>DMO</i>	<i>Usuario en Twitter</i>	<i>Nivel Actividad</i>	<i>Destino</i>	<i>Tipo Destino</i>
Turismo Alicante	@Alicante_City	136	Alicante	Costa
Turismo Cádiz	@VisitCadiz	288	Cádiz	Costa
Granada Turismo	@granadaturismo	226	Granada	Interior
Málaga Ciudad Genial	@turismodemalaga	181	Málaga	Costa
Zaragoza Turismo	@ZaragozaTurismo	410	Zaragoza	Interior

Este período de estudio, semanas previas y semana de celebración de la Semana Santa, fue elegido porque se prevé que la planificación del viaje suele ser menor en el caso de unas vacaciones de corta duración, y en consecuencia, pueden ser mayores las probabilidades de que el gran volumen de publicaciones alcanzadas en Twitter (5064⁴) influyan en el proceso de decisión del usuario.

³@Alicante_City, @BarcelonaInfoES, @TurismoBilbao, @TurisCartagena, @granadaturismo, @Visita_Madrid, @MARBELLATURISMO, @Pamplonamegusta, @SSTurismo, @sevillaciudad, @Valenciaturismo, @ZaragozaTurismo, @almerialovers, @turismobenidorm, @VisitCadiz, @CordobaESP, @GijonTurismo, @turismodemalaga, @TurismodeMurcia, @palmademallorca, @santiagoturismo, @toledoturismo

⁴ Cifra procedente del sumatorio de número de tweets, retweets y respuestas emitidas por DMOs, así como del número de retweets, respuestas y favoritos realizados por usuarios.

3.2.Procedimiento

La *Application Programming Interface* (API⁵) de Twitter se utilizó para extraer las publicaciones de las DMOs y los usuarios, obteniéndose: (1) tweets originales⁶; (2) retweets; y (3) respuestas publicadas por DMOs. Además de, (4) retweets; y (5) favoritos publicados por usuarios. En la obtención de los seguidores de las DMOs y las respuestas publicadas por los usuarios, se recurrió a la observación, en el primer caso desde los perfiles, y en el segundo desde los resultados provenientes del buscador de Twitter. Finalmente, el grado de ocupación y las visitas (por residentes en España y en el extranjero) como variables resultado, se obtuvo en el primer caso, desde las asociaciones hoteleras⁷ para el periodo del 2 al 5 de abril de 2015, y en el segundo, desde el Instituto Nacional de Estadística⁸ española durante abril de 2015.

En social media muchos de los datos generados tienen un contenido textual, este hecho favorece la aplicación de la minería de textos, extensión de la minería de datos, consistente en el proceso de extracción de información útil, significativa y no trivial desde textos no estructurados (Feldman y Sanger, 2006). Para clasificar automáticamente los tweets originales publicados por DMOs entre las categorías, detalladas en la tabla 2, se aplicó la minería de textos mediante el uso del software QDAMiner 4 (Cisneros Puebla, 2004) y WordStat 7 (Pollach, 2010). El primero se utilizó para generar ficheros que contenían información y *tokens* en un formato susceptible de análisis. El segundo, que es un módulo independiente pero integrado en el primero, se utilizó para analizar la frecuencia de aparición de palabras clave que contenían los tweets, permitiendo además, su clasificación automática en base a cuatro tipos definidos previamente por los investigadores: evento, recurso, socialización y marketing. La posterior clasificación automática realizada a través de WordStat evitó la manual (véase tabla 3), la cual es costosa y requiere de mucho tiempo (He et al., 2013).

El análisis de la frecuencia de aparición de palabras clave tras aplicar minería de textos, proporcionó una visión sobre el tema en particular en el que clasificar el tweet (Mostafa, 2013). En el caso de @Alicante_City a título ilustrativo, el software mostró las diferentes palabras clave que contenían los tweets, entre ellas, por ejemplo, “ALICANTESSANTA15”: “*Este fin de semana pasión por #ALICANTESSANTA15 no te pierdas nada*”, facilitándose así la clasificación automática de este tweet como de evento. En el caso que el tweet contuviera una palabra clave que mostrara alguna duda sobre su posible clasificación, el software permitió realizar una búsqueda de dicha palabra en su contexto (en el propio tweet) para proceder así a su clasificación manual.

Tabla 2. Codificación de los tweets.

Código tweet	Explicación
Evento	Publicaciones sobre eventos celebrados en el destino.
Recurso turístico	Publicaciones sobre recursos / atractivos turísticos situados en el destino.
Socialización	Publicaciones que crean una atmosfera online amigable entre DMO y usuario.
Marketing	Publicaciones relacionadas con las acciones de marketing realizadas por la DMO.

Fuente: Adaptación procedente de He et al., (2013) y Sevin (2013).

⁵ Véase <https://dev.twitter.com>

⁶ Para eliminar complicaciones que pudieran surgir posteriormente con su análisis, se omitieron símbolos, por ejemplo: ; -); :) y enlaces.

⁷ Asociación Provincial de Hoteles de Alicante, HORECA Cádiz, Federación Provincial de Empresas de Hostelería y Turismo, Área de Turismo del Ayuntamiento de Málaga y La Asociación de Hoteles de Zaragoza.

⁸ Véase Encuesta de Ocupación Hotelera. Disponible en <http://www.ine.es/dynt3/inebase/es/index.htm?padre=238&dh=1>

La agrupación de toda la información resultante, detallada en la tabla 4, de la aplicación de la minería de textos junto con el resto de datos obtenidos en la fase anterior, permitió su posterior explotación mediante la técnica de RNAs.

Tabla 3: Muestra de tweets clasificados manualmente.

<i>Tweet</i>	<i>Clasificación manual</i>
Haz un doblete de diversión y compra ya tu ticket promo de Megabús+Acuario por sólo 13€ #ZgzEnFamilia	Marketing
¿Ves que día? Estás en #Alicante. Bienvenidos a la Primavera	Socialización
La Fortaleza del Anillo en #Alicante un lugar para pasar una tarde de leyenda #AlicanteMola	Evento
Si es tu primera vez en #Zaragoza, no dejes de dar un tranquilo y agradable paseo por el Parque Grande	Recurso turístico

Tabla 4: Información descriptiva de las variables obtenidas por DMOs. Valores absolutos.

VARIABLE	CÓDIGO	DMO/DESTINO					MEDIA	D. T
		Alicante	Cádiz	Granada	Málaga	Zaragoza		
Seguidores DMO	SEGDMO	10407	12234	26736	15183	18430	16598	6432,5
Tweets eventos	TEVE	22	146	154	109	97	106	52,5
Tweets recursos	TREC	4	16	8	14	72	23	27,9
Tweets socialización	TSOC	8	9	22	27	54	24	18,6
Tweets marketing	TMK	8	21	6	7	12	11	6,1
RetweetsDMO	RTDMO	85	94	24	20	163	77	58,7
Respuestas DMO	REDMO	9	2	12	4	12	8	4,6
Retweets usuarios	RTUSU	167	445	509	633	395	430	171,8
Favoritos usuarios	FAVUSU	111	192	371	511	413	320	164,2
Respuestas usuarios	REUSU	4	7	20	13	32	15	11,2
Visitantes	VISITAS	61087	2110	156059	100417	77610	83257	49950,5
% Ocupación	OCU	86,7	90,3	92	97,5	83,5	90	5,3

Una RNA es una interconexión de neuronas que intenta replicar el mecanismo de procesamiento del cerebro humano. Cada neurona, recibe un estímulo que llega con diferentes intensidades, produciéndose así diferentes respuestas (Bigné, Aldas-Manzano, Küster y Vila, 2010). Se utilizó esta técnica porque puede tratar con datos no lineales y no paramétricos, no requiere a priori de una relación explícita entre inputs y outputs, ni de asumir las condiciones del análisis de regresión, además ofrece capacidades predictivas superiores sobre otros métodos estadísticos tradicionales (Detienne, Detienne y Joshi, 2003). El estudio pretendió

obtener el mejor modelo de RNA que predijese la relación entre las variables explicativas o predictores y la variable resultado, medida tanto como porcentaje de ocupación como de visitantes de los destinos.

Para ello, se desarrollaron y entrenaron diversas arquitecturas de RNAs Perceptrón Multicapa, mediante el uso del software PASW Statistics v18. La tabla 5 muestra los resultados. En consecuencia, se optó por la elección de porcentaje de ocupación como variable resultado ya que aportó mejor capacidad explicativa y predictiva al modelo resultante.

Tabla 5. Errores resultantes en los modelos.

<i>MODELO 1</i>	<i>MODELO 2</i>
Variable resultado: Porcentaje de ocupación	Variable resultado: Número visitas
Error: 0,093	Error: 0,831

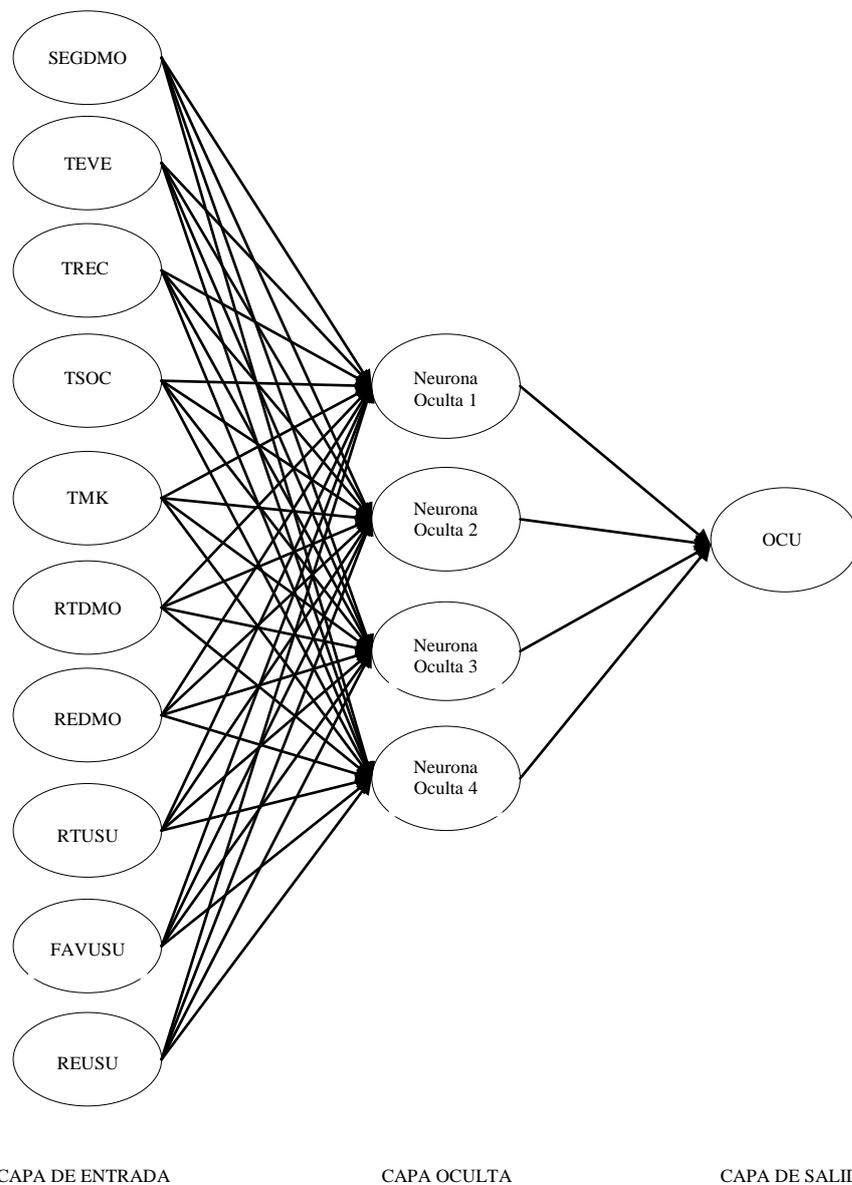


Figura 1. Arquitectura de la RNA.

El ajuste óptimo entre inputs y output se obtuvo usando una RNA Perceptrón Multicapa con una arquitectura *feedforward* (ver figura 1), ya que las conexiones de la red fluyen

unidireccionalmente desde la capa de entrada hasta la de salida sin ciclos de retroalimentación. Su estructura está formada por una capa de entrada que contiene diez predictores provenientes de la tabla 4, una oculta de cuatro neuronas generadas por el programa, y una de salida con una variable resultado. La función de activación Sigmoide fue utilizada en la modelización de la capa oculta y de salida, la cual tiene la capacidad de ajustar el conjunto de datos entre 0 y 1, permitiendo la utilización de todas las variables como inputs (Phillips, Zigan, Silva y Schegg, 2015).

La red siguió un entrenamiento en línea y aleatorio en el procesamiento de los casos, el cual fue dividido en un subconjunto de entrenamiento compuesto por tres DMOs (@turismodemalaga, @VisitCadiz y @ZaragozaTurismo), y otro de prueba representado por dos (@Alicante_City y @granadaturismo) para validar el modelo. Durante la fase de entrenamiento, que se ejecutó treinta veces, intervinieron los algoritmos de *backpropagation* y de pendiente de gradiente, quedando el número de épocas (lectura de datos) limitada a un máximo de 100.000, ya que a partir de este umbral las mejoras que proporcionaba la red eran de carácter marginal. Este aprendizaje supervisado permitió una gran diversidad de configuraciones mediante la tasa de aprendizaje y el término de impulso. Estos parámetros adoptaron inicialmente el valor de 0,1, ambos decayeron de manera automática un 1% después de cada 1.000 épocas. Aunque se probaron aleatoriamente diferentes valores para derivar los pesos, el intervalo [-0,5; +0,5] ofreció los mejores resultados respecto a la disminución de la función de error:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\mu=1}^N \sum_i (I_i^{(L)\mu} - O_i^{(L)\mu})^2, \quad (1)$$

donde $I_i^{(L)\mu}$ representa la salida de la red después de presentarle una entrada; y $O_i^{(L)\mu}$ representa la salida deseada, siendo la suma de errores cuadráticos de los datos de prueba de 0,093.

Para evaluar el rendimiento de la red se calculó el coeficiente de determinación: $R^2 = 1 - \text{error/varianza}$ de la variable ocupación, cuyo valor fue de 0,99, por tanto, el modelo explica el 99% de la varianza de la ocupación. Debido a las diferencias existentes entre los destinos y las estrategias de social media de las DMOs, se obtuvieron siguiendo el mismo procedimiento de entrenamiento y rendimiento comentado, cinco modelos adicionales de RNAs, uno por DMO, con el fin de comprobar si los resultados individuales seguían el mismo patrón o discrepaban respecto al modelo agrupado (ver tabla 7).

4. RESULTADOS

En cuanto al modelo agrupado, los resultados de la capa oculta, detallados en la tabla 6, permitieron observar cómo (positivamente o negativamente) y en qué medida afectaron los pesos entre las neuronas de entrada y las ocultas, mientras que los resultados de la capa de salida, ilustraron combinaciones de factores que podrían mejorar la ocupación (neuronas ocultas uno y dos) y otras que podrían obstaculizarla (neuronas ocultas tres y cuatro). No obstante, para contrastar las hipótesis, adicionalmente, se obtuvo un análisis de susceptibilidad (ver tabla 7), que calcula la importancia de cada predictor en la determinación del modelo agrupado, así como en los modelos individuales de cada uno de los destinos analizados, considerándose los valores superiores a 60% indicativos de la existencia de una fuerte influencia del predictor sobre la variable resultado: ocupación.

Tabla 6. Pesos de las neuronas de entrada en las neuronas ocultas y de las neuronas ocultas en la neurona de salida.

	Variable Explicativa	Capa Oculta				Contribución Total
		Neurona 1	Neurona 2	Neurona 3	Neurona 4	
Capa Entrada	(Sesgo)	(-0,620)	(-0,233)	(-0,141)	(0,499)	-
	SegDMO	0,905	0,848	0,408	-0,246	2,407
	Teve	0,536	1,523	1,295	-0,608	3,962
	Trec	0,782	0,486	0,898	-0,331	2,497
	Tsoc	0,953	1,114	-0,356	-0,104	2,527
	Tmk	-0,065	-0,112	-0,645	-0,008	0,83
	RTDMO	-0,669	-1,001	0,938	1,506	4,114
	REDMO	-0,347	0,112	0,251	-0,037	0,747
	RTusu	1,609	1,358	0,975	-0,718	4,66
	FAVusu	1,314	0,498	0,557	-0,455	2,824
	REusu	0,989	0,658	1,261	-0,853	3,761
	Variable Resultado	Capa Oculta				
		(Sesgo)	Neurona 1	Neurona 2	Neurona 3	
Capa Salida	Ocupación	(-0,523)	3,911	1,351	-1,426	-3,603

Tabla 7. Importancia normalizada (valores porcentuales) de las variables explicativas, errores y contraste de hipótesis.

Variable	Modelo Agrupado	Hipótesis	Contraste	Modelos Individuales (DMO/DESTINO)				
				Alicante	Cádiz	Granada	Málaga	Zaragoza
RTDMO	77	H1a	Aceptada	86	71,2	75,4	73,9	81,8
REDMO	11	H1b	Rechazada	19,3	17	22	15,4	27,9
Teve	74	H2a	Aceptada	74,8	87	84,2	82,7	76,7
Trec	35,7	H2b	Rechazada	37,1	40,6	34	29,5	65,9
Tsoc	24,1	H2c	Rechazada	31,7	30	41	48,3	53,4
Tmk	4	H2d	Rechazada	10	13,1	9,5	11,7	7
SegDMO	29,5	H3	Rechazada	28,9	22,1	39,3	34,5	37
REusu	63,1	H4a	Aceptada	67	60	65,1	69,3	70,1
RTusu	100	H4b	Aceptada	91,6	82,5	88,7	85,1	84,7
FAVusu	45,2	H4c	Rechazada	47,9	41,7	39,7	46,9	43
Error	0,093	-	-	0,037	0,055	0,043	0,022	0,075

En cuanto a la forma de publicación, los retweets mostraron una gran influencia (importancia del 77%) sobre la ocupación, aceptándose así la hipótesis H1a. Estas publicaciones contienen información de organismos que operan en el destino, hoteles, teatros o asociaciones de empresas turísticas entre otros, por ejemplo, “RT @palafoxhoteles: Pasas #SemanaSanta en #Zaragoza? Hay muchas actividades para estos días en la ciudad. Consúltalas”, los cuales parecen contribuir en la mejora de la ocupación, ya que los usuarios quedan expuestos a mayor información sobre los destinos, incrementándose así las posibilidades de aceptación. Sin embargo, las respuestas mostraron una influencia baja e irrelevante sobre la

ocupación, tanto agrupadamente (importancia del 11%), rechazándose así la hipótesis H1b, como individualmente.

La influencia del tipo de tweet varió de un destino a otro. Los tweets de eventos mostraron una gran influencia sobre la ocupación (importancia de 74%), por tanto, se aceptó la hipótesis H2a. La alta publicación de tweets concretos sobre la celebración de un determinado evento que tiene lugar en el destino, por ejemplo, “*La magia del #JuevesSanto tendrá lugar en el #Albaicín esta #SSantaGr15 ¡Consulta el horario de las procesiones*”, podría ser motivo suficiente para despertar el interés del usuario que siente afinidad hacia este evento en cuestión. Aunque los tweets sobre recursos turísticos y de socialización mostraron cierto nivel de influencia sobre la ocupación, presentando un 35% y un 24,1% de importancia respectivamente, no resultaron ser fundamentales, rechazándose así las hipótesis H2b y H2c. Finalmente, los tweets de marketing presentaron una escasa influencia sobre la ocupación, tanto de forma agrupada (importancia del 4%), rechazándose consecuentemente la hipótesis H2d, como individual.

Aunque el número de seguidores obtuvo una cierta relación con la ocupación (importancia del 29,5%), no resultó ser importante, tanto para el conjunto de destinos, rechazándose así la hipótesis H3, como para cada uno de ellos.

En cuanto a las actuaciones de los usuarios, las respuestas presentaron una alta influencia sobre la ocupación, tanto de forma agrupada (63,1% de importancia), aceptándose así la hipótesis H4a, como individualmente. La respuesta del usuario, por ejemplo: “*@VisitCadiz cuál será el itinerario?*” o “*@granadaturismo hoy todavía sirven las tapas?*”, muestra un cierto interés por procesar la información recibida que puede desembocar en una visita. Los retweets resultaron ser fundamentales sobre la ocupación (importancia del 100%), por lo que se aceptó la hipótesis H4b, presentando también altas cifras en todos los casos a nivel individual. Este resultado sugiere que los retweets alcanzados son clave a la hora de aumentar la difusión del mensaje de las DMOs y por tanto, incrementar las posibilidades de que el turista pernocte en los destinos. Por último, aunque el número de favoritos de los usuarios alcanzó una influencia considerable sobre la ocupación (45,2% de importancia), ésta no fue suficiente, rechazándose la hipótesis H4c.

5. DISCUSIÓN

Los resultados globales sugieren que la gestión de Twitter por parte de las DMOs influye en la ocupación. Los retweets conseguidos mostraron ser fundamentales, hecho que sustenta la idea de que el número logrado al respecto por un usuario es determinante para aumentar la difusión de su mensaje (Zaman et al., 2010), en este caso de las DMOs, más que acumular una gran número de seguidores, tal y como evidencian Cha et al. (2010). Así, estimular el UGC, en forma de retweet y respuesta, puede ser vital, es decir, fomentar la interacción con el usuario, que a su vez es clave para atraerlo y retenerlo (Hays et al., 2013).

Las DMOs tienden a publicar predominantemente tweets sobre eventos y una gran cantidad de retweets, tal y como se aprecia en la tabla 4, al igual que en los resultados alcanzados por Sevin (2013). La influencia positiva de los tweets de eventos sobre la ocupación puede propiciarse porque se trata de publicaciones concisas e informativas, características que valoran los usuarios en su lectura (André et al., 2012), favoreciéndose así la creación de un interés potencial hacia los destinos. En el caso de los retweets, éstos contienen información procedente de diversos organismos, por ejemplo hoteles, que operan en el destino, estando el usuario por tanto, sometido a una mayor cantidad de información, procedente de diferentes fuentes, que puede ser de interés a la hora de decantarse por la elección del destino.

6. CONCLUSIONES

El trabajo presenta un modelo que utiliza las dimensiones de actividad, contenido, seguidores y acciones de los usuarios en Twitter, gestionado por DMOs, para estimar la ocupación lograda por los destinos. Tras su contraste a través de RNAs, los resultados sugieren que el social media influye sobre el grado de ocupación, aportado así evidencia al área impactos del social media que requiere de mayor atención (Leung et al., 2013; Zeng y Gerritsen, 2014).

Es adecuado aplicar minería de textos en Twitter, ya que facilita la extracción de información útil, significativa y no trivial (Feldman y Sanger, 2006) de manera rápida y eficiente.

Las DMOs muestran diferencias en la utilización y gestión de Twitter (Hays et al., 2013; Milwood et al., 2013; Sevin, 2013), tal y como muestra la tabla 4, propiciando así diferentes resultados en los modelos de cada destino. No obstante, en todos los casos, cuatro predictores actuaron de manera determinante sobre la ocupación, al igual que en el modelo agrupado: retweets y tweets de eventos publicados por DMOs, así como retweets y respuestas de usuarios logrados por DMOs.

7. LIMITACIONES

Debido al contexto del estudio, en España y en las fiestas de Semana Santa, la posibilidad de generalizar sus resultados es limitada. No obstante, se proporciona una perspectiva sobre las prácticas de social media marketing de las DMOs en Twitter durante un periodo vacacional de gran relevancia para el sector.

Aunque el trabajo consideró la parte más importante del conjunto de la oferta reglada, como es la hotelera, no se incluyó el resto, así como la oferta no reglada ante la carencia de información específica, es decir, aquella que reuniera los niveles de ocupación por tipo de oferta turística (reglada y no), en un periodo en concreto (Semana Santa), y en los destinos seleccionados, obstaculizándose así la generalización de los resultados.

8. FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Replicar el estudio en diferentes periodos de tiempo y contextos geográficos, es una línea de investigación que pondría a prueba la generalización de los resultados. Asimismo la desagregación de los tweets por cada destino conduciría a un análisis de las diferencias, si existieran, a nivel de destino.

El estudio presenta una RNA que utiliza variables que actúan como predictores del nivel de ocupación, no obstante, debido a que las opiniones online generadas repercuten en el sector hotelero (Ye, Law y Gu, 2009), una línea futura podría considerar la idoneidad de incluir otra variable explicativa referente a las opiniones existentes en TripAdvisor sobre la oferta hotelera disponible en los destinos.

El social media afecta a la percepción y/o formación de la imagen de un destino (Llodrà-Riera, Martínez-Ruiz, Jiménez-Zarco e Izquierdo-Yusta, 2015), por tanto, la investigación futura podría determinar de qué manera las publicaciones de las DMOs en Twitter afectan a la percepción y/o formación de la imagen de sus respectivos destinos en los que operan.

9. IMPLICACIONES PRÁCTICAS

Los resultados obtenidos presentan una serie de implicaciones prácticas que podrían contribuir en optimizar la estrategia de social media marketing de las DMOs, propiciando así mayores niveles de ocupación. Primera, aumentar la publicación de retweets, debido a que las DMOs comparten principalmente información de organismos que operan en el destino, entre ellos hoteles, construyéndose así entre todos una comunidad de promoción (Sevin, 2013). Segunda, incidir en los tweets sobre eventos, ya que su contenido gira en torno a temas que tienen potencial para atraer turistas. Tercera, estimular el UGC, siendo aconsejable obtener la máxima consecución de retweets, así aumenta la viralidad y las probabilidades de aceptación de la información publicada entre la red de contactos de los usuarios que han emitido el retweet, y de respuestas de los usuarios, éstos manifiestan un interés hacia el destino que puede ser suficiente para desembocar en visita y un posterior alojamiento. Cuarta, no insistir en los tweets de marketing, o al menos evitar un lenguaje agresivo en su redacción, por ejemplo: “*Haz un doblete de diversión y compra ya tu ticket promo de Megabús+Acuario por sólo 13€. #ZgzEnFamilia*”, ya que estas publicaciones presentan baja influencia sobre la ocupación.

BIBLIOGRAFÍA

Anderson, C. (2012). The impact of social media on lodging performance. *Cornell Hospitality Report*, 12(15), 1e12.

André, P., Bernstein, M., & Luther, K. (2012, February). Who gives a tweet?: evaluating microblog content value. In *Proceedings of the ACM 2012 conference on Computer Supported Cooperative Work* (pp. 471-474). ACM.

Aral, S., & Walker, D. (2011). Creating social contagion through viral product design: A randomized trial of peer influence in networks. *Management Science*, 57(9), 1623-1639.

Bigné, E., Aldas-Manzano, J., Küster, I., & Vila, N. (2010). Mature market segmentation: a comparison of artificial neural networks and traditional methods. *Neural Computing and Applications*, 19(1), 1-11.

Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8.

Boyd, D., Golder, S., & Lotan, G. (2010, January). Tweet, tweet, retweet: Conversational aspects of retweeting on twitter. In *System Sciences (HICSS), 2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 1-10). IEEE.

Cha, M., Haddadi, H., Benevenuto, F., & Gummadi, P. K. (2010). Measuring User Influence in Twitter: The Million Follower Fallacy. *ICWSM*, 10(10-17), 30.

Cisneros Puebla, C. A. (2004). QDAMiner. Software para Análisis Cualitativo de Datos. Guía del usuario.

Counts, S., & Fisher, K. (2011). Taking It All In? Visual Attention in Microblog Consumption. *ICWSM*, 11, 97-104.

Crofton, S. O., & Parker, R. D. (2012). Do Twitter and Facebook Matter? Examining the Economic Impact of Social Media Marketing in Tourism Websites of Atlantic Canada. *J Tourism Res Hospitality 1*: 4. of, 9, 9-13.

Detienne, K. B., Detienne, D. H., & Joshi, S. A. (2003). Neural networks as statistical tools for business researchers. *Organizational Research Methods*, 6(2), 236-265.

- Dholakia, U. M., Blazevic, V., Wiertz, C., & Algesheimer, R. (2009). Communal service delivery how customers benefit from participation in firm-hosted virtual P3 communities. *Journal of Service Research*, 12(2), 208-226.
- Dijkmans, C., Kerkhof, P., & Beukeboom, C. J. (2015). A stage to engage: Social media use and corporate reputation. *Tourism Management*, 47, 58-67.
- Feldman, R., & Sanger, J. (2006). *The Text Mining Handbook*. Cambridge University Press, New York.
- Hays, S., Page, S. J., & Buhalis, D. (2013). Social media as a destination marketing tool: its use by national tourism organisations. *Current Issues in Tourism*, 16(3), 211-239.
- He, W., Zha, S., & Li, L. (2013). Social media competitive analysis and text mining: A case study in the pizza industry. *International Journal of Information Management*, 33(3), 464-472.
- Hennig-Thurau, T., Wiertz, C., & Feldhaus, F. (2014). Does Twitter matter? The impact of microblogging word of mouth on consumers' adoption of new movies. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1-20.
- Leung, D., Law, R., Hoof, H., & Buhalis, D. (2013). Social media in tourism and hospitality: A literature review. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 30, 3-22.
- Leung, X. Y., & Bai, B. (2013). How motivation, opportunity, and ability impact travelers' social media involvement and revisit intention. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 30(1-2), 58-77.
- Lim, Y., Chung, Y., & Weaver, P. A. (2012). The impact of social media on destination branding: Consumer-generated videos versus destination marketer-generated videos. *Journal of Vacation Marketing*, 18(3), 197-206.
- Llodrà-Riera, I., Martínez-Ruiz, M. P., Jiménez-Zarco, A. I., & Izquierdo-Yusta, A. (2015). A multidimensional analysis of the information sources construct and its relevance for destination image formation. *Tourism Management*, 48, 319-328.
- Luna-Nevarez, C., & Hyman, M. R. (2012). Common practices in destination website design. *Journal of Destination Marketing & Management*, 1(1), 94-106.
- Malthouse, E. C., Haenlein, M., Skiera, B., Wege, E., & Zhang, M. (2013). Managing customer relationships in the social media era: introducing the social CRM house. *Journal of Interactive Marketing*, 27(4), 270-280.
- Matute, J., Polo, Y. y Utrillas, A. (2015), Las características del boca-oido electrónico y su influencia en la intención de recompra online. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 24 (2), 61-75.
- Meier, F., Elswiler, D., & Wilson, M. L. (2014, May). More than liking and bookmarking? Towards understanding twitter favouriting behaviour. In *Proceedings of the International AAAI Conference on Weblogs and Social Media*.
- Milano, R., Baggio, R., & Piattelli, R. (2011, January). The effects of online social media on tourism websites. In *ENTER* (pp. 471-483).

- Miller, A. R., & Tucker, C. (2013). Active social media management: the case of health care. *Information Systems Research*, 24(1), 52-70.
- Milwood, P., Marchiori, E., & Zach, F. (2013). A comparison of social media adoption and use in different countries: The case of the United States and Switzerland. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 30(1-2), 165-168.
- Mostafa, M. M. (2013). More than words: Social networks' text mining for consumer brand sentiments. *Expert Systems with Applications*, 40(10), 4241-4251.
- Munar, A. M., & Jacobsen, J. K. S. (2014). Motivations for sharing tourism experiences through social media. *Tourism Management*, 43, 46-54.
- Peters, K., Chen, Y., Kaplan, A. M., Ognibeni, B., & Pauwels, K. (2013). Social media metrics—A framework and guidelines for managing social media. *Journal of Interactive Marketing*, 27(4), 281-298.
- Phillips, P., Zigan, K., Silva, M. M. S., & Schegg, R. (2015). The interactive effects of online reviews on the determinants of Swiss hotel performance: A neural network analysis. *Tourism Management*, 50, 130-141.
- Pollach, I. (2010). Software Review: WordStat 5.0. *Organizational Research Methods*. 14(4), 741-744.
- Rishika, R., Kumar, A., Janakiraman, R., & Bezawada, R. (2013). The effect of customers' social media participation on customer visit frequency and profitability: an empirical investigation. *Information Systems Research*, 24(1), 108-127.
- Sevin, E. (2013). Places going viral: Twitter usage patterns in destination marketing and place branding. *Journal of Place Management and Development*, 6(3), 227-239.
- Smith, A. N., Fischer, E., & Yongjian, C. (2012). How does brand-related user-generated content differ across YouTube, Facebook, and Twitter?. *Journal of Interactive Marketing*, 26(2), 102-113.
- Sotiriadis, M. D., & Zyl, C. (2013). Electronic word-of-mouth and online reviews in tourism services: The use of twitter by tourists. *Electronic Commerce Research*, 13(1), 1-22.
- Ye, Q., Law, R., & Gu, B. (2009). The impact of online user reviews on hotel room sales. *International Journal of Hospitality Management*, 28(1), 180-182.
- Zaman, T. R., Herbrich, R., Van Gael, J., & Stern, D. (2010, December). Predicting information spreading in twitter. In *Workshop on computational social science and the wisdom of crowds, nips* (Vol. 104, No. 45, pp. 17599-601).
- Zeng, B., & Gerritsen, R. (2014). What do we know about social media in tourism? A review. *Tourism Management Perspectives*, 10, 27-36.