

INSTITUTO DE INVESTIGACIONES ECONÓMICAS Y SOCIALES DEL SUR

Documento de Trabajo N° 43

EMOCIONES, SENTIMIENTOS Y TURISMO: UN ABORDAJE METODOLÓGICO

Silvia London
María Inés Silenzi
Bibiana Lanzilotta
Victoria Mogni

20/09/2023

CONICET



I I E S S

<https://iess.conicet.gov.ar/>

ISSN 2250-8333

Los Documentos de Trabajo del IIESS reflejan avances de investigaciones realizadas en el Instituto.
Las/los autoras/es son responsables de las opiniones expresadas en los documentos.

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años el estudio de las emociones se ha convertido en un campo de creciente interés para la psicología cognitiva, la filosofía de la mente y las neurociencias, entre otras. Quizás, una de las mayores atracciones dentro de este incipiente campo de investigación es la fuerte insatisfacción por la concepción que tradicionalmente han tenido las emociones, lo que desvanece viejos límites entre emoción y cognición. En efecto, las emociones ya no desempeñan un papel pasivo en la racionalidad del sujeto ni se conciben solamente como sensaciones que el sujeto se limita a “padecer” (tales como el dolor, el miedo, la ira) sino que, inversamente, en la actualidad se aprecia que éstas juegan un papel activo y determinante en los procesos cognitivos. En el campo de investigación particular sobre la toma de decisiones es posible encontrar abundante evidencia fenomenológica y empírica que apoya el hecho de que el afecto y las emociones nos ayudan significativamente frente a la toma de decisiones. Fenomenológicamente hablando, parece claro que la mayoría de las veces, los sujetos normalmente no trazan funciones de utilidad ni hacen extensos cálculos para lograr tomar una decisión. Dado nuestros recursos cognitivos limitados, las personas, de acuerdo a nuestras emociones, hacemos consideraciones significativas de acuerdo a ciertos marcos afectivos (*affective framing*) rápidamente, en lugar de involucrarnos en un costoso y prolongado análisis costo-beneficio. Varios datos empíricos apoyan también el hecho de que aquellos procesos cognitivos frente a la toma de decisiones que directamente carezcan o sean deficientes en el marco afectivo, resultan en resultados menos eficientes y eficaces (Damasio, 1994 y 2003).

Para varios autores no es posible separar realmente el afecto y la emoción en los procesos de toma de decisiones. Para justificar esta posición plantean diferentes posturas teóricas, en las que señalan que: a) el afecto y la emoción influyen directamente en la toma de decisiones; b) ayudan significativamente en la toma de decisiones y/o, c) son estrictamente necesarios para la toma de decisiones llevadas a cabo. En función a lo anterior, en este trabajo, en primer lugar, examinaremos brevemente cada una de estas propuestas desde un punto de vista epistemológico y

sobre la base del grado de influencia de las emociones frente a la toma de decisiones, con el fin de examinar los alcances y limitaciones de la función epistemológica de **saliencia/relevancia** en el campo de la investigación económica. En segundo lugar, encararemos un abordaje empírico en el que se revisan y sistematizan algunos trabajos de investigación que presentan diferentes metodologías y enfoques de análisis de sentimiento y predicción utilizando datos de Internet. El análisis se aplica específicamente al ámbito de investigación en turismo. La selección del sector se relaciona a que fue una de las primeras áreas en las que los métodos de análisis de sentimiento basados en datos de Internet fueron aplicados (debido a su disponibilidad ligada a las estrategias comerciales y de marketing de las firmas e instituciones turísticas y su uso por parte de los usuarios). Por último, establecemos algunas consideraciones finales y la futura línea de trabajo.

2. SENTIMIENTO Y EMOCIONES EN LA TOMA DE DECISIONES

2.1 Epistemología de las emociones¹

Entre los aportes que ofrece la investigación sobre la epistemología de las emociones, algunos filósofos de la mente destacan aquellos que colaboran en la comprensión de la racionalidad. Dentro del campo transdisciplinario comprendido, de manera general, entre la investigación cognitiva y económica, las nociones más asociadas con la racionalidad son la coherencia y consistencia y, con respecto a la esfera de la acción, la maximización de la utilidad esperada.

Estas nociones, que resumidamente y de acuerdo a Maiese (2010), dan cuenta del “peso de la razón frente a la toma de decisiones” nos inclina a esforzarnos por dejar de lado nuestros sentimientos a favor de la razón a la hora de decidir entre opciones competidoras. Una vez que los sentimientos y los deseos han asignado una utilidad subjetiva para cada extremo, la razón (el peso de la razón) “calcula los resultados

¹ Este apartado sigue de cerca el trabajo: Silenzi, María Inés & London, Silvia: Sobre la función epistemológica de saliencia y relevancia de la intuición bajo contexto de incertidumbre, presentado en las XXVIII Jornadas de Epistemología de las Ciencias Económicas, 25, 26 y 27 de octubre.

esperados para cada curso potencial de acción y selecciona aquella de mayor utilidad esperada a través de un proceso de análisis de costo-beneficio” (Evans, 2002, p. 498).

Ahora bien, frente a la pregunta acerca de cómo podemos abarcar el espacio virtualmente infinito de posibilidades resultantes y determinar relevancia entre tanta cantidad de opciones posibles, De Sousa propone atender a la **función de saliencia/relevancia** de las emociones al momento de determinar relevancia. Las emociones, según su argumento, determinarían aquellas acciones y consecuencias “realmente relevantes” sin malgastar tiempo en deducciones irrelevantes, “recortando información” para poder actuar.

La toma de decisiones, entonces, encuentra una relación funcional con nuestras emociones: las personas hacemos consideraciones significativas de acuerdos a ciertos marcos afectivos (*affective framing*). Al explorar esta cuestión dentro de la investigación económica, podemos observar que, si bien la mayoría de los economistas asumen que las decisiones son solo el resultado de la razón, algunos otros (Slovic, 2001) argumentan que las emociones preceden e influyen en la cognición al momento de seleccionar relevancia: el afecto “lubrica la razón” (p. 3-4). Incluso otros, y en concordancia con lo expuesto, consideran que las intuiciones proporcionan recursos útiles a fines epistémicos al permitirnos discriminar entre diferentes piezas o conjuntos de información, centrarnos en un subconjunto de información disponible, producir escenarios alternativos, recopilar datos sobre el medio ambiente y sacar inferencias de estos hechos (Hanoch, 2002, p.6). Para varios autores, podría decirse que no es posible separar realmente el afecto y la emoción en los procesos de toma de decisiones.

2.2 Postulados epistemológicos alrededor de la toma de decisiones

Como ciencia social, uno de los principales objetivos de la economía es describir el comportamiento humano. Numerosos abordajes alrededor de esta área de la economía han considerado al agente económico enfrentando la toma de decisiones en diversos contextos. Generalmente, el abordaje plantea un *Homoeconomicus* racional, egoísta, y puede resolver sin esfuerzo incluso los problemas de optimización más

difíciles. Este paradigma racional ha sido útil en el campo de la investigación económica a la hora de proporcionar un marco a la economía, proporcionando un marco coherente para modelar el comportamiento humano (Levitt & List, 2008). Sin embargo, varios autores cuestionaron los supuestos detrás del *Homo economicus* a la hora de interpretar el comportamiento humano, particularmente en contextos de información incompleta.

La importancia de estos problemas se ha puesto en evidencia el año 2002, cuando por primera vez en la historia de la psicología un psicólogo, el Dr. Daniel Kahneman compartió el premio Nobel en Economía” (Cortada de Cohen 2006, pag.4). El contexto en que el agente se sitúa es uno cambiante, dinámico, tal como lo es el mundo real, y es en ese contexto que el agente económico debe actuar (tomar decisiones). Esto ubica a dicho agente situado, anclado, inserto en un contexto determinado, dispuesto a actuar de manera eficiente. La incorporación de los *sentiments* al análisis económico dio cuenta de un cambio de perspectiva: “el agente económico es un ser que actúa siendo más humano” (Levitt & List, 2008; pag.909).

2.3 Sentimientos y relevancia

Entre los aportes que ofrece la investigación sobre la epistemología de las emociones, algunos filósofos de la mente destacan que este rol epistemológico colabora en la comprensión de la racionalidad. Como ya lo hemos adelantado, dentro del campo transdisciplinario comprendido, de manera general, entre la investigación cognitiva y económica, las nociones más asociadas con la racionalidad son la coherencia y consistencia y, con respecto a la esfera de la acción, la maximización de la utilidad esperada. Para De Sousa (1986), estas nociones son totalmente criticables pues, por sí mismas, son incapaces de guiar a un agente, natural o artificial, hacia cualquier curso de acción particular. Tal como se señaló líneas arriba, al tomar una decisión, y desde un punto de vista computacional, el número de acciones lógicamente posible es virtualmente infinito, y el número de estrategias posibles que podrían ser empleadas para llevarla a cabo, es mucho mayor, como así también resulta infinito el número de

consecuencias que de cada una de ellas se deriva. Visto de esta manera, la evaluación de alternativas posibles a la hora de llevar a cabo una tarea nunca podría finalizar, terminando el agente paralizado sin lograr tomar una decisión. Para este autor, y de acuerdo al modelo estándar de elección racional, esta cuestión refleja una situación particular en la que, resumidamente, un agente se enfrenta a una explosión combinatoria de posibilidades de elección.

Al respecto, frente a la pregunta acerca de cómo podemos abarcar un espacio virtualmente infinito de posibilidades y determinar relevancia entre tanta cantidad de opciones posibles, el autor propone atender al rol de las emociones al momento de determinar relevancia. Las emociones que resolvería esta cuestión, según su argumento, determinarían aquellas acciones y consecuencias “realmente relevantes” sin malgastar tiempo en deducciones irrelevantes, “recortando información” para poder actuar. En concordancia con De Sousa, Elgin (2008) destaca que las emociones, frente a la situación ya descrita, demandan, automáticamente, nuestra atención eclipsando otros factores epistémicamente accesibles, “inclinándonos” hacia algunas facetas particulares de esa situación particular. Para este autor, si las emociones acentúan un factor como saliente, o al menos se presenta como siéndolo, entonces presuntivamente éste “resulte significativo o relevante”.

3. ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN TURISMO

La selección del sector se relaciona a que fue una de las primeras áreas en las que los métodos de análisis de sentimiento basados en datos de Internet fueron aplicados.

Esto es así, porque en el sector turístico las emociones son relevantes en la toma de decisiones, debido a que la demanda de los servicios y productos se asocia al disfrute de algún modo y goce. De hecho, la oferta turística desarrolla sus productos en función de los sentimientos de la demanda, desarrollando sus estrategias basadas en ellos. A su vez, los turistas, tradicionalmente, han compartido con sus vínculos sus experiencias positivas y negativas, y esto se ha visto impulsado por el desarrollo

tecnológico. Cada vez más se encuentran disponibles nuevas plataformas donde compartir opiniones y evaluaciones de los servicios y experiencias. Las redes sociales, particularmente, permiten amplificar la información e influenciar a otros. Las empresas turísticas han desarrollado estrategias de marketing en función de estas emociones que se traducen en opiniones, para mejorar la gestión y también influir en sus clientes. Así, el análisis de sentimientos ha sido precursor en el sector turismo y ha tomado impulso con el creciente volumen de datos digitales y el desarrollo de técnicas de procesamiento de *big data*, que permite examinar las relaciones semánticas y el significado en las reseñas que producen los turistas. Por tanto, la Ello se asocia, por un lado, la disponibilidad de información, ligada a las estrategias comerciales y de marketing de las firmas e instituciones turísticas y su uso por parte de los usuarios).

Para encarar el análisis de *sentiments* para la toma de decisiones en el sector turístico tomaremos un área de estudio empírico en fuerte expansión: Sentimientos y Minería de Opinión. Esta línea de investigación puede definirse como la clasificación de documentos basada en los sentimientos generales expresados por los que opinan (Pang & Lee, 2008). La clasificación se suele hacer en positivo, negativo y (posiblemente) neutro. Minería de reseñas, reputación online o resúmenes de documentos son algunos ejemplos, su objetivo principal es extraer el sentimiento global basado en la subjetividad y las características lingüísticas de las palabras dentro de un texto estructurado.

En la aplicación de técnicas de Análisis de Sentimiento al sector turístico, Alaei, Becken & Stantic (2019), realizan un estudio bibliométrico para identificar artículos de análisis de sentimientos en el turismo. Para la búsqueda usaron las combinaciones de palabras clave, como "análisis de sentimiento del turismo", "datos de sentimiento del turismo", "análisis de sentimiento de reseñas de hoteles" y "análisis de sentimiento de reseñas de restaurantes" en el motor de búsqueda de Google y dentro de los sitios web de Scopus y Web of Science. Basándose en 25 artículos seminales, concluyen que los tipos más usados de contenido en línea para análisis de opinión son las reseñas de turismo obtenidas de sitios web profesionales (por ejemplo, TripAdvisor, Booking y Ctrip) y en publicaciones en redes sociales (p. ej., Twitter). En los artículos identificados

se utilizaron enfoques de análisis de sentimientos híbridos, semánticos, basados en diccionarios y de aprendizaje automático, supervisado y no supervisado.

De los 25 trabajos analizados, solamente el de García et al (2012) presenta el uso de bases de datos léxicas para el análisis de sentimiento de opiniones de usuarios en idioma español. El artículo analiza los sectores de alojamiento y alimentos y bebidas, calculando una puntuación de sentimiento global basada en las palabras negativas y positivas que aparecen en la reseña. Los autores expresan la mayor dificultad que presenta realizar estas técnicas para reseñas en idioma español, debido a que encuentra que, por lo general, las reseñas y opiniones de los usuarios publicadas en blogs, foros y redes sociales son breves, suelen tener un estilo informal y muchos errores ortográficos y gramaticales. En este sentido, las herramientas diseñadas para analizar un texto formal sufren una disminución crítica del rendimiento y la precisión. Este problema se vuelve más difícil en idiomas como el español, que por su estructura presentan más dificultades a la hora de eliminar la ambigüedad en caso de errores ortográficos. Además, muchas de las heurísticas utilizadas para analizar textos en inglés, como la distancia entre las palabras o su orden en la oración, son un poco más difíciles de aplicar debido a la mayor variedad de combinaciones de palabras (García et al., 2012).

A pesar del uso creciente de las técnicas de análisis de sentimiento en base a minería de datos y previo a su análisis, es preciso mencionar las advertencias realizadas por Kirilenko et al. (2018). Los autores evalúan la idoneidad de diferentes tipos de clasificadores automáticos para aplicaciones típicas en estudios de turismo, hotelería y marketing y lo compara con el desempeño de evaluadores humanos. Concluyen que, en los conjuntos de datos más fáciles de clasificar, los métodos de aprendizaje automático muestran un rendimiento comparable al de los evaluadores humanos. Otras medidas de rendimiento, como el calculador kappa de Cohen (Cohen, 1960), muestran que los resultados del aprendizaje automático siguen siendo inferiores al procesamiento manual. En conjuntos de datos más difíciles y ruidosos, el análisis automatizado tiene un rendimiento más bajo que los evaluadores humanos. El artículo analiza cuestiones pertinentes a la selección del software de análisis de sentimientos apropiado y ofrece una advertencia contra el uso acrítico de clasificadores

automáticos.

3. 1 Sentimiento y predicción en turismo

La demanda de servicios turísticos depende, entre otras determinantes, de la valoración subjetiva que tienen los individuos de los mismos. En un contexto de información limitada, oferta de servicios con alta cantidad de sustitutos, segmentación del mercado, entre otras características, la *opinión* opera, a través de los *sentiments* como un elemento determinante de la relevancia. Desde una perspectiva empírica, ¿es posible predecir las decisiones de los demandantes de servicios turísticos en función de la información (opinión) disponible?

Li, Law, Xie & Wang (2020) realizan una revisión integral del estado de investigación desde 2012 a 2019 de los modelos de pronóstico (a través de técnicas econométricas, de series de tiempo, de inteligencia artificial, de aprendizaje automático o profundo y métodos híbridos) para diferentes fuentes de datos de Internet utilizados en la predicción del turismo (motor de búsqueda, tráfico web, redes sociales y datos de múltiples fuentes). Los autores analizan 47 artículos relevantes de pronóstico en turismo y los clasifican de acuerdo a los datos utilizados y los métodos de pronóstico. Los dos primeros métodos se basan en datos cuantitativos estructurados, mientras que el tercer método incorpora en el análisis a los sentimientos, es decir, datos no estructurados. La cuarta categoría combina datos de diferentes fuentes. En la Tabla 1 se resumen estos métodos y las técnicas de análisis empleadas, de acuerdo a estos autores, y, en lo que sigue se sistematizan algunos de las características más salientes de estas cuatro categorías de métodos.

a) Pronóstico con datos de motores de búsqueda

Los datos de los motores de búsqueda surgen de las consultas de búsqueda diaria, semanal y mensual en tiempo real que los usuarios ingresan en los motores de búsqueda, como Google y Baidu. Esta información corresponde al conjunto de datos estructurados. Del total de artículos revisados, 25 utilizan la predicción con datos de

motores de búsqueda, de los cuales el 36% utiliza Baidú y 63% Google. El punto crítico, de acuerdo a los autores, es la calidad de los mecanismos para seleccionar la información y reducirla (sintetizarla). Los métodos más utilizados para seleccionar y extraer datos de motores de búsqueda son los métodos estadístico-econométricos y aprendizaje profundo: modelos factoriales y operador de selección y contracción mínima absoluta; análisis de componentes principales (PCA); modelo de factor dinámico generalizado; aprendizaje profundo, entre otros.

Los métodos más utilizados para realizar pronósticos con estos datos son los basados en econometría de series de tiempo, inteligencia artificial, aprendizaje profundo y modelos híbridos. Los modelos autorregresivos y de medias móviles (modelos *AR*, *ARMA* y *ARIMA*) se encuentran entre los modelos univariantes de series de tiempo más utilizados. Entre los modelos econométricos multivariantes (de series temporales y otros) más empleados son: modelos ADL (Autorregresive Distributed Lags), TVP (Time Varying Parameters), DFM (Dynamic Factor Model), VAR (Vector Auroregressive models), FAVAR (Factor Augmented VAR models), Bayesian-FAVAR (Análisis Bayesiano de modelos FAVAR). Por su parte, los modelos de inteligencia artificial más usados son: las redes neuronales artificiales y las regresiones de vectores de soporte, que también se conocen como "cajas negras". Los métodos de aprendizaje utilizaron los modelos de memoria a largo y corto plazo para pronosticar en esta categoría. Los modelos combinan, técnicas lineales y no lineales, que se complementan y permiten mejorar la precisión de las predicciones.

**Tabla 1. Métodos de predicción de
acuerdo a fuentes de datos**

FUENTE DE DATOS	METODOS DE PREDICCIÓN				
	<i>Series de tiempo</i>	<i>Económicos</i>	<i>Inteligencia artificial</i>	<i>Aprendizaje profundo</i>	<i>Híbridos</i>
Motor de búsqueda	AR, ARMA y ARIMA	ADL, TVP, DFM, FAAR, Bayesian-FAVAR y GM MIDAS	Red neuronal artificial y la regresión de vectores de soporte	Modelos de memoria a largo y corto plazo	Wen y col. (2019) combinó los modelos ARIMA y ANN no lineales
Tráfico web	Arma				Punto de referencia univariado y modelos VAR bayesianos combinados
Redes sociales		60% de los trabajos utilizan modelos econométricos	40% Elmas usado red neuronal artificial	Toral y col.	
Datos de múltiples fuentes		ARMA, ARMAX, ADL, VAR y FAAR		Máquina de aprendizaje extremo del kernel y el autocodificad or apilado	

Fuente: Li et al. (2020)

b) Pronóstico con datos de tráfico web

Los datos de tráfico web generalmente representan el número bruto de visitas a un sitio web e indican los intereses potenciales de los turistas, que pueden considerarse variables explicativas para pronosticar las llegadas de turistas (Claveria & Datzira, 2010; Song & Li, 2008). Los autores destacan que este tipo de datos son estructurados y que la investigación de previsiones turísticas con datos de tráfico web todavía es limitada. Sin embargo, estos datos potencialmente pueden mejorar la previsión de forma eficaz. Encuentran que, en general, los modelos econométricos, principalmente de series temporales, son las técnicas principalmente aplicadas en la predicción con estos datos. Los datos deben obtenerse de *Google Analytics* después de solicitar el permiso de los sitios web de OGD, lo que puede implicar más desafíos en la recopilación de datos.

c) Pronóstico con datos de redes sociales

Las redes sociales proporcionan a los viajeros abundantes canales para compartir a

través de foros, blogs, micro-blogs, redes sociales y sitios para compartir fotos y videos. La investigación relacionada con las redes sociales se ha estudiado ampliamente, en particular sobre cómo las reseñas en línea afectan el comportamiento de los turistas y el desempeño de los hoteles (Zhang et al., 2016; Ye et al., 2009).

Las redes sociales presentan datos no estructurados. Sobre el pronóstico del turismo y la hostelería, 10 de los estudios revisados adoptaron datos de redes sociales para el pronóstico y se publicaron 9 artículos entre los años 2017 y 2019. Los datos de redes sociales utilizados incluyen tanto textos como imágenes. La investigación de pronósticos basada en texto e imágenes representó el 60% y el 40%, respectivamente. Los autores destacan que, en este caso, la clave es pasar de datos no estructurados a datos estructurados. Los datos de redes sociales no estructurados, incluidos en textos e imágenes, se transforman en series de tiempo estructuradas. Se pueden utilizar técnicas de pronóstico, basadas en modelos econométricos y de inteligencia artificial, para predecir la demanda turística. En particular, el 60% de los artículos revisados utilizaron modelos de predicción econométrica, mientras que el 40% adoptó enfoques de inteligencia artificial.

Por su parte, el enfoque de redes neuronales artificiales fue extensamente aplicado en relación con la previsión de la demanda turística. Los enfoques basados en la Minería de Texto, que incluyen agrupamiento, modelado de temas y visualización, se utilizan para abordar datos textuales no estructurados y extraer palabras clave relevantes, generar características importantes e identificar patrones.

Los principales resultados encontrados para datos de texto, con el método de aprendizaje automático, el índice de sentimiento mostró el sentimiento en línea como una serie de tiempo que se puede incorporar para predecir las llegadas de turistas, puede servir como una variable explicativa para predecir la demanda turística. En el caso de los datos de imágenes, se emplean técnicas estadísticas y de aprendizaje automático, como la agrupación en clústeres para analizar fotos geográficas. Se utilizaron modelos de aprendizaje profundo para predecir la utilidad de las reseñas.

d) Pronóstico con datos de múltiples fuentes

Pan & Yang (2017) argumentan que deberían integrarse conjuntos de microdatos adicionales para mejorar aún más la precisión de los pronósticos. En los nueve artículos revisados que combinan múltiples fuentes de datos para el pronóstico, se combinan datos de motores de búsqueda diferentes, datos de un motor de búsqueda y otras variables que incluyen datos de tráfico web y datos de redes sociales y diferentes datos de redes sociales. Los datos del motor de búsqueda también se pueden combinar con otras variables, incluidos datos estadísticos estructurados, como el número de tickets diarios y datos semiestructurados, como información sobre el clima, la temperatura y el calendario, que incluyen fines de semana y días festivos

Desde la perspectiva de los modelos de pronóstico, los modelos econométricos, particularmente de series temporales continuaron ocupando roles dominantes en el pronóstico con fuentes de datos combinadas que representan el 67% en los artículos revisados. Los modelos más utilizados incluyen a los ARMA (modelos Autorregresivos y de Medias Móviles), ARMAX (modelos ARMA con variables explicativas), ADL (modelos Autorregresivos de Rezagos Distribuidos) y VAR (Vectores Autorregresivos). Las técnicas de aprendizaje automático, como la Máquina de aprendizaje extremo de kernel y el Auto-codificador apilado, fueron utilizadas para modelar y pronosticar la demanda turística (Lv et al., 2018; Sun et al., 2019). Sun et al. (2019) argumentó que el modelo de aprendizaje automático propuesto era más efectivo y estable en los experimentos de pronóstico y análisis de robustez.

3. 2 Sobre el uso de datos de internet

En la Tabla 2 se sistematizan las ventajas y limitaciones, resultados, implicaciones para la gestión y problemas no resueltos vinculados a las investigaciones en predicción del turismo basado en análisis de sentimientos, sobre la base de las cuatro categorías de fuentes de datos mencionadas.

Tabla 2. Categorías de fuentes de datos

	Motor de búsqueda	Trafico web	Redes sociales	Múltiples fuentes
Ventajas	Bajo costo de recopilación de datos. Datos estructurados de series de tiempo Aplicable a diferentes temas de investigación. Los datos se obtiene de GOOGLE y BAIDU	Obtenido de Google Analytics Datos estructurados de series de tiempo Datos oportunos semanalmente y mensualmente.	Generado a partir de diferentes plataformas de redes sociales. Información útil sobre el comportamiento de los turistas.	Abundantes fuentes de datos que reflejan los comportamientos de los turistas de manera integral Más robusto que una sola fuente de datos
Limitaciones	Los ruidos y los datos irrelevantes pueden afectar la precisión Requerir mejores métodos de reducción de datos y evitar problemas de estimación	Los datos no están abiertos al público Varios indicadores no están disponibles Difícil de aplicar los datos a más contextos de pronóstico	Datos no estructurados. Requiere minería de texto y análisis de sentimiento para generar datos estructurados en series de tiempo Requiere herramientas, como rastreadores para obtener datos Necesita mejorar la calidad de los datos a través de la minería de texto y métodos de análisis de sentimientos.	Costos de tiempo en la recopilación de datos de múltiples fuentes Contiene más ruidos que los datos de una sola fuente Requiere métodos más eficientes para analizar los datos.
Resultados	Refleja la atención o los intereses de los turistas y mejora la precisión de las previsiones	Refleja las visitas o la popularidad de los sitios web de OGD y mejora la precisión de las previsiones	Refleja los sentimientos positivos o negativos de los turistas y mejora la precisión de las previsiones	Refleja de manera integral la atención, los intereses y los sentimientos de los turistas y mejora la precisión de las previsiones.
Implicaciones para la gestión	Apoyar a los sectores de gestión para que entiendan la atención de los turistas con prontitud. Proporcionar un nuevo factor determinante para mejorar la precisión de los pronósticos.	Apoyar a los sitios web de las OGD en la asignación de recursos, la reducción de costos, la detección del comportamiento turístico y la toma de decisiones.	Brindar a los gerentes o especialistas en marketing respuestas oportunas y tomar decisiones basadas en los sentimientos en las reseñas y las fotos	Comprender mejor los comportamientos de los turistas desde diferentes plataformas. Elaborar estrategias precisas para mejorar la previsión.
Problemas no resueltos / direcciones potenciales	Garantizar la precisión y la cobertura de las palabras clave de búsqueda seleccionadas Proponer mejores métodos de extracción de datos y estimación de modelos.	Explorar otros datos de tráfico web disponibles Examinar el rendimiento de las previsiones de los datos del tráfico web en más contextos.	Examinar el rendimiento de las previsiones de los datos del tráfico web en más contextos. Eliminar el ruido y extraer un índice útil de los datos de las redes sociales Ilustrar el apoyo teórico de los datos de las redes sociales que pueden afectar la previsión.	Verificar las aplicaciones empíricas de datos de múltiples fuentes en el pronóstico.

Fuente: Basado en Li et al. 2020

Los datos de Internet, empleados en el análisis de sentimientos y el *forecasting*, pueden verse como nuevos factores impulsores que representan la atención, los intereses y los sentimientos de los turistas que influyen en los pronósticos del turismo (Li et al., 2017; Song et al., 2019). Su uso ha sido creciente en la investigación empírica, al tiempo que en predicción tiene implicaciones relevantes de gestión (Ma et al., 2018; Song et al., 2019). Desde la perspectiva de los modelos de pronóstico, los modelos econométricos siguen siendo dominantes y los métodos de inteligencia artificial

también han ido ganando popularidad. Los modelos de series de tiempo, como los ARMA, se consideran el modelo de referencia en el pronóstico. Los métodos de aprendizaje profundo pueden mejorar la precisión de los pronósticos, particularmente cuando se emplean datos masivos de Internet con información no lineal (Wen et al., 2019).

No obstante, existen limitaciones en su uso, en términos de la calidad de los datos debido a la selección de palabras clave de búsqueda, ruido o información irrelevante en los datos de las redes sociales, interpretaciones teóricas y exámenes empíricos sólidos (Song et al., 2019). Por ende, deberían proponerse mejores metodologías para procesar enormes datos de Internet no estructurados. También se deben abordar las cuestiones sobre cuántas fuentes de datos de Internet podrían proporcionar la precisión de pronóstico más precisa en comparación con una sola fuente de datos. Los desarrollos metodológicos indican que es probable que se incorporen modelos híbridos para combinar estas ventajas en investigaciones futuras (Jiao & Chen, 2019).

Dadas las diferencias entre los contextos de predicción, es difícil identificar qué modelos tienen la mayor precisión de predicción (Song & Li, 2008). Sobre esta base, los autores realizan las siguientes recomendaciones a la hora de emplear los datos de Internet para el análisis de sentimiento y la predicción en turismo.:

- i. Los investigadores deberían centrarse en proponer métodos de selección de palabras clave de búsqueda más robustos y rigurosos que puedan reducir en gran medida el ruido y la información irrelevante de los datos de los motores de búsqueda y analizar datos masivos de Internet de manera eficaz. Los desarrollos recientes en el aprendizaje automático ayudarán a brindar mejores soluciones para estas preguntas. Por ejemplo, Law et al. (2019) adoptó un marco de aprendizaje profundo para realizar la selección de funciones a partir de datos masivos de motores de búsqueda.
- ii. La calidad de los datos de las redes sociales, incluida la autenticidad de los datos y los sentimientos, varía en las diferentes plataformas. Por lo tanto, los

desarrollos metodológicos en el procesamiento del lenguaje natural y el análisis de sentimientos deben considerarse a fondo en investigaciones futuras.

iii. También se pueden adoptar varios datos de Internet para mejorar el rendimiento y reducir el sesgo porque cada tipo de datos tiene sus desventajas. Geva et al. (2017) indicó que los datos del motor de búsqueda no pueden reflejar los sentimientos de los usuarios en comparación con los datos de las redes sociales. Ciertos datos de los motores de búsqueda, como los datos de Google, generalmente se encuentran en un nivel agregado y las búsquedas sin procesar no están disponibles para los investigadores. En consecuencia, las combinaciones de varios datos de Internet, incluidos Google, Baidu y diferentes datos de redes sociales, pueden hacer que las fuentes de datos sean más comprensivas al capturar información más específica de cada fuente de datos (Luo, Zhang & Duan, 2013). Se obtendrían resultados de previsión más precisos y oportunos mediante la incorporación de diferentes datos de Internet y modelos adecuados.

4. REFLEXIONES FINALES

Los individuos reaccionamos ante los mismos estímulos de diversas maneras. Somos racionales, deliberativos e intencionales, pero también emocionales. La propuesta de este trabajo es la de incorporar emociones al análisis económico, retomar viejos conceptos ya presentes en los primeros autores de la historia del pensamiento económico.

Para este fin, encontramos como aspectos salientes: por un lado, el desarrollo tecnológico que permite acceder a gran cantidad de datos e información. Por otra parte, el estudio de las emociones como un campo de creciente interés para las ciencias del comportamiento, producto de la insatisfacción intelectual producto por la concepción que tradicionalmente han tenido las emociones, lo que desvanece viejos límites entre emoción y cognición dentro del campo de la toma de decisiones.

El campo de estudio para la economía, tanto desde una perspectiva metodológica

como desde un abordaje empírico, plantea desafíos y limitaciones. Si bien los estudios revisados proveen algunos hechos estilizados sobre la investigación desarrollada en análisis de sentimiento en turismo éstas deberán ser profundizadas en el futuro. Asimismo, desde una visión empírica, la calidad de los datos que no es constante, puede darse un proceso de *garbage in - garbage out*. Los estudios aplicados al análisis de sentimiento en turismo, particularmente con propósitos de *forecasting* son ejemplo de ello. Asimismo, la definición de los sentimientos y la simplificación de los mismos, llevan en general a estructurar los datos los sentimientos y establecer medidas standard, perdiendo la riqueza propia de esta variable/característica humana. Nuestra línea de investigación intenta abordar estos desafíos, tendiendo puentes entre la investigación cognitiva y la investigación en economía.

5. BIBLIOGRAFÍA

Alaei, A. R., Becken, S., & Stantic, B. (2019). Sentiment Analysis in Tourism: Capitalizing on Big Data. *Journal of Travel Research*, 58(2), 175-191.
<https://doi.org/10.1177/0047287517747753>

Claveria, O., & Datzira, J. (2010). Forecasting tourism demand using consumer expectations. *Tourism Review*, 65(1), 18-36.
<https://doi.org/10.1108/16605371011040889>

Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37-46.
<https://doi.org/10.1177/001316446002000104>

Cortada de Kohan, N., Macbeth, G. (2006). Los sesgos cognitivos en la toma de decisiones [en línea]. *Revista de Psicología*, 2(3).

Damasio, A. (1994) *Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain*. New York: Avon Books. Damasio, A. (2003) *Looking for Spinoza: Joy, Sorrow, and the Feeling Brain*. Orlando, FL: Harcourt.

- De Sousa, R. (1980). The rationality of emotion. En R. Amelie (Ed.), *Explaining emotions* (pp. 127-151). Berkeley:University of California Press.
- Elgin, C. (2008), *Emotion and Understanding*. En G. Brun, U. Doguoglu & D. Kuenzle, *Epistemology and emotions*(pp. 33-49). Alderchot: Ashgate.
- Evans, D. (2002) 'The Search Hypothesis of Emotion', *The British Journal for the Philosophy of Science* 53 (4):497–509.
- Garcia, A., S. Gaines, and M. T. Linaza. 2012. "A Lexicon Based Sentiment Analysis Retrieval System for TourismDomain." *e-Review of Tourism Research* 10 (2): 35-38.
- Hanoch, Y. (2002). "Neither an Angel Nor an Ant: Emotion as an Aid to Bounded Rationality." *Journal ofEconomicPsychology* 23: 1–25.
- Heiner, R. (1983). "The Origin of Predictable Behavior." *American Economic Review* 73: 560–95.
- Jiao, E. X., & Chen, J. L. (2019). Tourism forecasting: A review of methodological developments over the lastdecade. *Tourism Economics*, 25(3), 469–492.
- Kirilenko, A. P., Stepchenkova, S. O., Kim, H., & Li, X. (Robert). (2018). Automated Sentiment Analysis in Tourism:Comparison of Approaches. *Journal of Travel Research*, 57(8), 1012-1025.
- <https://doi.org/10.1177/0047287517729757>
- Law, R., Li, G., Fong, D. K. C., & Han, X. (2019). Tourism demand forecasting: A deep learning approach. *Annals ofTourism Research*, 75, 410–423.
- Levitt, S. D., & List, J. A. (2008). Homo economicus evolves. *Science*, 319 (5865), 909-910.
- Li, X., Law, R., Xie, G., & Wang, S. (2021). Review of tourism forecasting research with internet data. *Tourism Management*, 83, 104245.

<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2020.104245>

- Li, X., Pan, B., Law, R., & Huang, X. (2017). Forecasting tourism demand with composite search index. *TourismManagement*, 59, 57–66.
- Lv, S. X., Peng, L., & Wang, L. (2018). Stacked autoencoder with echo-state regression for tourism demandforecasting using search query data. *Applied Soft Computing Journal*, 73, 119–133.
- Ma, Y., Xiang, Z., Du, Q., & Fan, W. (2018). Effects of user-provided photos on hotel review helpfulness: An analytical approach with deep learning. *International Journal of Hospitality Management*, 71, 120–131.
- Maiese, M. (2010). *Embodiment, emotion, and cognition*. Springer.
- North, D. (1990). *Institutions, Institutional Change and Economic Performance (Political Economy of Institutions and Decisions)*. Cambridge: Cambridge University Press. doi:10.1017/CBO9780511808678
- Pan, B., & Yang, Y. (2017). Forecasting destination weekly hotel occupancy with big data. *Journal of TravelResearch*, 56(7), 957–970.
- Pang, B. & Lee, L. (2008). *Opinion Mining and Sentiment Analysis*. *Foundations and Trends in InformationRetrieval* 2(1-2): 1-135.
- Simon, H. (1997) *Administrative Behavior*. New York: Free Press
- Slovic, P., Finucane, M., Peters, E., y MacGregor, D. G. (2002). Rational actors or rational fools: Implications ofthe affect heuristic for behavioral economics. *The Journal of Socio-Economics*, 31(4), 329-342.
- Song, H., & Li, G., (2008). Tourism demand modelling and forecasting-A review of recent research, *TourismManagement*, 29(2): 203–220.
- Song, H., & Liu, H. (2017). Predicting tourist demand using big data. In *Analytics in smart tourism design* (pp. 13–29). Cham, Switzerland: Springer.

Song, H., & Liu, H. (2017). Predicting tourist demand using big data. In *Analytics in smart tourism design* (pp. 13–29). Cham, Switzerland: Springer.

Sun, S., Wei, Y., Tsui, K. L., & Wang, S. (2019). Forecasting tourist arrivals with machine learning and internetsearch index. *Tourism Management*, 70, 1–10.

Wen, L., Liu, C., & Song, H. (2019). Forecasting tourism demand using search query data: A hybrid modelling approach. *Tourism Economics*, 25(3), 309–329.

Ye, Q., Zhang, Z., & Law, R. (2009). Sentiment classification of online reviews to travel destinations by supervised machine learning approaches. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6527–6535.

Zhang, Z., Zhang, Z., & Yang, Y. (2016). The power of expert identity: How website recognized expert reviews influence travelers' online rating behavior. *Tourism Management*, 55, 15–24.