

El nuevo método para la evaluación de la satisfacción del cliente a través de las emociones: la inteligencia artificial de reconocimiento facial. Estudio experimental.

0. RESUMEN EJECUTIVO.

Este trabajo está dedicado a la evaluación de la satisfacción del cliente bajo el prisma de la inteligencia artificial. Partiendo de la teoría clásica de la satisfacción del consumidor, se muestran los resultados de un estudio empírico, en el que la encuesta estructural tradicional es sustituida por un software de reconocimiento facial capaz de identificar las emociones de una persona. Los resultados de un primer análisis exploratorio y un segundo análisis descriptivo-explicativo a partir del empleo de ecuaciones estructurales justificarían la suposición de un cambio en el modelo de medición de satisfacción tradicional hacia un nuevo paradigma digital.

Satisfacción del Cliente; Emociones; Software

1. INTRODUCCIÓN.

El Trabajo Fin de Máster presenta un nuevo paradigma en la medición de la satisfacción. Un modelo que pretende ser sustitutivo a las encuestas estructurales, mediante un nuevo método que podría resultar revolucionario en el análisis de la satisfacción. Este modelo estaría basado en la utilización de un software innovador de reconocimiento facial que detecta las emociones a través de las expresiones faciales.

Con este estudio se trata de valorar la funcionalidad de esta tecnología a partir de los datos recogidos en un proyecto piloto que se ha llevado a cabo en los Reales Alcázares de Sevilla. Con ello, se pretende experimentar con el software en un escenario y servicio real; el servicio de visitas guiadas.

Así pues, en este trabajo se ha perseguido tanto efectuar un análisis superficial de la calidad del servicio prestado a partir de la aplicación utilizada, como poder llegar a determinar en qué medida se está produciendo un cambio en la medición de una de las principales magnitudes estrechamente relacionadas con esta calidad del servicio, la satisfacción del cliente.

Para construir el cuerpo empírico en el que se exponen los resultados alcanzados tras la aplicación de los distintos análisis realizados (un primer análisis exploratorio y un segundo análisis descriptivo-explicativo a partir del empleo de ecuaciones estructurales), se aborda la literatura clásica de la satisfacción del cliente (San Martín (2005), Andreu (2001; 2003) Oliver (1997), Gallarza y Gil (2006; 2011), entre otros). Por último, se hace mención a las principales conclusiones sacadas de este estudio.

2. OBJETIVOS DEL PROYECTO.

El presente estudio persigue tres objetivos:

Primer objetivo: Probar si la herramienta tecnológica de reconocimiento facial es capaz de sustituir las encuestas tradicionales de satisfacción del cliente.

Segundo objetivo: Evaluar el nivel de satisfacción del cliente a través de las emociones.

Tercer objetivo: Testar la incidencia de las emociones en la satisfacción del cliente.

3. METODOLOGÍA Y PLAN DE TRABAJO.

Para la realización de este trabajo, se ha efectuado una búsqueda de herramientas con la tecnología de reconocimiento facial e identificación de emociones, que además fuera fiable, oficial, y accesible.

Se encontró una aplicación gratuita desarrollada por SN Creations llamada “Emotionalyser”. Esta herramienta, programada con algoritmo facilitado por Microsoft y la Universidad de Oxford, Emotion API, identifica los rostros de una imagen o vídeo, y detecta las emociones que presentan.

Emotionalyser es una poderosa herramienta de reconocimiento facial, con un potente algoritmo capaz de identificar el género de una persona, si ese usuario luce vello facial, o si está sonriendo. Asimismo, tiene la capacidad de detectar emociones positivas y negativas. Las emociones que detecta son: ANGER (Enfado), CONTEMPT (Desprecio), DISGUST (Aversión), FEAR (Miedo), HAPPINESS (Felicidad), NEUTRAL (Neutral), SADNESS (Tristeza), SURPRISE (Sorpresa). De estos sentimientos, CONTEMPT y DISGUST están en fase experimental, por lo que los resultados obtenidos en ambas podrían no ser exactos.

Las características más relevantes de la aplicación son las siguientes.

1. Reconoce hasta 64 caras en una misma foto.
2. Amplio rango dimensional de reconocimiento facial, que abarca desde los 36x36 píxeles hasta los 4096x4096, los rostros fuera de esos límites no pueden ser detectados.
3. Las valoraciones de cada emoción es porcentual. La suma del conjunto de las detectadas es el 100%, siendo de esta manera, el 1 el mayor valor, y 0 el mínimo.
4. Se obtienen resultados más óptimos cuanto mayor sea la calidad de las imágenes.
5. Los rostros frontales fotografiados de cerca mejoran la precisión de las valoraciones.

Por otra parte, con la problemática de la ley de protección de imagen como obstáculo para desarrollar el estudio, se optó por la elección de un lugar público que, a su vez, prestara algún tipo de servicio. Los Reales Alcázares de Sevilla ofrecen un servicio de visita guiada al visitante que lo solicita, y ése fue el objeto de este estudio piloto para probar Emotionalyser. Todas las imágenes tomadas durante las visitas fueron tratadas y sometidas a la aplicación para obtener los datos. Seguidamente, se llevó a cabo un estudio exploratorio para examinar y comprender el comportamiento de la muestra (115 individuos). A continuación, en vistas a profundizar más en el análisis, se confeccionó un modelo de ecuaciones estructurales a partir de los datos extraídos utilizando el programa estadístico SmartPLS. A través de este modelo, se pretende justificar la relevancia de las emociones sobre el resto de las variables para evaluar la satisfacción del consumidor, así como observar el comportamiento que ejercen las emociones sobre un individuo según la naturaleza (positiva o negativa) de dicha emoción.

Una vez culminados los estudios estadísticos, la interpretación de los resultados finales debía contener un fundamento teórico, para el cuál, se elaboró una revisión bibliográfica de distintos autores dedicados al estudio de la satisfacción del cliente, calidad del servicio, entre otros.

4. ANÁLISIS Y RESULTADOS.

Tras la recopilación de los datos obtenidos a través del software de medición de emociones, se ha llevado a cabo un análisis exploratorio a fin de observar cómo se comporta la muestra. Para lograrlo, se han tratado de forma independiente los siguientes aspectos:

- a) Los resultados generales de las emociones detectadas.
- b) Análisis de estas emociones detectadas según el género.
- c) Emociones positivas vs. Emociones negativas.

d) Variable Satisfacción; turistas satisfechos e insatisfechos.

Para calcular el tamaño de la muestra, al ser un estudio experimental, se trató de reunir cuantas más imágenes mejor, por el desconocimiento de la funcionalidad real del software. Esto afectó al proceso de recogida de datos, ya que hubo que repetirlo hasta en cinco ocasiones, puesto que los grupos de las visitas guiadas eran aproximadamente de entre veinte y treinta personas cada uno, lo cual suponía una muestra demasiado pequeña.

Finalmente, se obtuvieron un total de 200 fotografías, en las que aparecían varias personas, dependiendo de la imagen. Sin embargo, de todas ellas, Emotionalyser sólo fue capaz de reconocer 115 rostros, con lo que muestra quedó delimitada a esa cifra.

La Tabla 1.1. recoge la recopilación del total de cada afecto.

Emotions	%
Anger	0.89
Contempt	0.55
Disgust	0.59
Fear	0.21
Happiness	10.66
Neutral	83.41
Sadness	1.88
Surprise	1.80

Tabla 1.1. Distribución de las emociones detectadas.

Fuente. Elaboración propia.

Ahondando en el estudio de cada emoción, se pretendía detectar el número de veces que una emoción se repetía (n_i), ya que una persona puede presentar varias emociones similares al mismo tiempo.

Para realizar el cálculo del total de emociones detectadas, se multiplicó la muestra (115) por el total de emociones que reconoce el software (8), esto es; $115 \cdot 8$. En total, fueron identificadas 920 observaciones. Sin embargo, la mayoría de ellas tenían valores tan reducidos que no se podían considerar representativos. Para resolverlo, se estimó el valor que serviría de referente para considerar o no un valor como representativo. El valor mínimo fue calculado a través de un promedio de todos los valores observados en la muestra, siendo éste 13. Si un valor no cumplía con dicho criterio, no se aceptaría como representativo. De esta forma, se acertaría a ver con mayor precisión cuáles son aquellas emociones que deben ser contempladas con mayor cuidado y cuáles nos indican que podría existir un problema de insatisfacción. En total, tan sólo 139 observaciones fueron consideradas representativas para la muestra. La Tabla 1.2. recoge estas observaciones.

Emotions	n_i
Anger	1
Contempt	1
Disgust	1
Fear	0
Happiness	17
Neutral	109
Sadness	4
Surprise	6

Tabla 1.2. Emociones representativas.

Fuente. Elaboración propia.

Una vez conocidos los valores de las emociones, y de su representatividad sobre la muestra, es oportuno desarrollar la distinción de éstas según el género de los individuos. Así, se puede llegar a apreciar si existen diferencias de percepciones entre hombres y mujeres, según el software, respecto al mismo servicio.

En este caso, el criterio a cumplirse era ser hombre, o mujer. No hay que olvidar que los valores que el software ofrece de las emociones están en el rango entre 0-1, siendo éstos los valores mínimos y máximos, respectivamente.

En la Tabla 1.3. se muestran los resultados obtenidos según el género.

Emotions	Male	Female
Anger	76.0	24.0
Contempt	62.4	37.6
Disgust	50.6	49.4
Fear	20.4	79.6
Happiness	53.0	47.0
Neutral	61.4	38.6
Sadness	32.8	67.2
Surprise	65.7	34.3

Tabla 1.3. Emociones según el género.

Fuente. Elaboración propia.

Es interesante pararse a comparar los datos de las emociones detectadas por el software entre el género femenino y el masculino. Parece que las emociones más agresivas, como “Anger” y “Contempt” son atribuidas al género masculino, y las emociones de vulnerabilidad, como son “Fear” y “Sadness”, al género femenino. Sin embargo, no hay que olvidar que el software está en fase experimental, y que en algunos casos algunos rostros femeninos fueron detectados como masculinos, lo cual quiere decir que los resultados expuestos anteriormente podrían no corresponderse estrictamente a la realidad.

Dada la inexistencia de la variable “Satisfacción” para el software, fue necesario hacer una distinción entre las emociones positivas, y las emociones negativas para poder estudiarla, atribuyendo las emociones negativas a la insatisfacción y las positivas a la satisfacción. Las emociones negativas serían; “Anger” (Enfado), “Contempt” (Desprecio), “Disgust” (Aversión), “Sadness” (Tristeza), y “Fear” (Miedo).

Las emociones positivas engloban aquellas que parten de cero, es decir, de la neutralidad.; “Happiness” (Felicidad), “Surprise” (Sorpresa), y “Neutral” (Neutral). Estas dos últimas pueden generar dudas a la hora de clasificarlas dentro de las emociones positivas, sin embargo, “Surprise” el software la entiende como positiva, ya que se ha observado que la relaciona con la amplitud de la sonrisa.

Posteriormente a la clasificación entre el bloque de emociones negativas y el bloque de emociones positivas, se sumaron los totales de cada bloque para cada individuo de la muestra. De esta forma, podría descubrirse cuál es el bloque de mayor peso para el sujeto, a través de la resta entre el bloque de emociones positivas y el de emociones negativas. La diferencia entre ellos da lugar al nivel de satisfacción del individuo.

Por otro lado, para conocer el resultado total de emociones negativas y positivas detectadas por el software en los usuarios reconocidos por él, se calculó el total de cada bloque sobre los resultados de toda la muestra. Es decir, sobre todos los individuos.

Por último, para contabilizar el número de emociones negativas y positivas, estableció un valor mínimo calculado a través del promedio de todos los resultados. En esta ocasión el valor a alcanzar por cada bloque

emocional es el 0,87%. Aplicando este criterio, se obtuvieron los resultados que se muestran en la Figura 1.2.

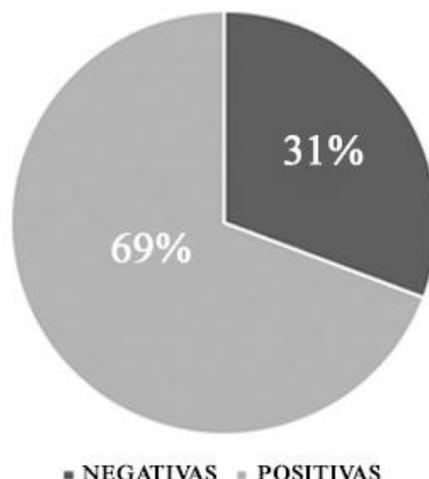


Figura 1.2. Emociones negativas vs. Emociones positivas detectadas.

Fuente. Elaboración propia.

Para terminar con el estudio exploratorio, se llevó a cabo un análisis para conocer el número de clientes satisfechos e insatisfechos. Con todos los cálculos realizados, y tal como se ha indicado en párrafos anteriores, se consideró “Satisfacción” como la variable que parte de la neutralidad y que está relacionada con las emociones positivas. De manera que, si el 0% representa la insatisfacción total, y el 100% la satisfacción absoluta, la neutralidad debería tener un valor del 50% en esa escala. Siguiendo este criterio, si el valor de esa diferencia está por encima del 50%, el sujeto sería considerado como un cliente satisfecho. Si, contrariamente, presenta un resultado inferior al 50%, se hablaría de cliente insatisfecho.

De los 115 individuos que conformaban la muestra, se encontraron 111 clientes satisfechos y 4 clientes insatisfechos. Dicho de otro modo, un 97% de la muestra se mostraría satisfecho con el servicio de visita guiada en el Alcázar, y un 3% presentaría signos de insatisfacción con el servicio contratado.

Sobre el estudio exploratorio, se construye un modelo de ecuaciones estructurales basado en la varianza cuyo método de estimación es Partial Least Square (Hair et al., 2017). En él, se han tenido en cuenta todas las emociones que el software es capaz de detectar, y contempla tres variables;

1. Negative emotions (Emociones negativas), que incluye a los ítems: Anger (Enfado), Fear (Miedo), Contempt (Desprecio), Sadness (Tristeza) y Disgust (Aversión).
2. Positive emotions (Emociones positivas), que engloba a los ítems: Happiness (Felicidad), Surprise (Sorpresa) y Neutral (Neutral).
3. Satisfaction (Satisfacción), conformada por los datos del ítem del mismo nombre.

El modelo pretende examinar la relación que tiene la variable “Emoción” sobre la variable “Satisfacción”, y de esa forma entender si es posible realmente que la satisfacción del consumidor pueda deducirse únicamente a través del sentimiento que transmita el sujeto, y así justificar el uso de un software de reconocimiento facial/emocional como una herramienta adecuada para la medición de la satisfacción del cliente. Por tanto, en este modelo quedan fuera el resto de los antecedentes de la Satisfacción.

Explicado el contenido y el propósito del modelo de ecuaciones estructurales construido, se analizan los resultados obtenidos tal y como quedan reflejados en la Figura 1.3.

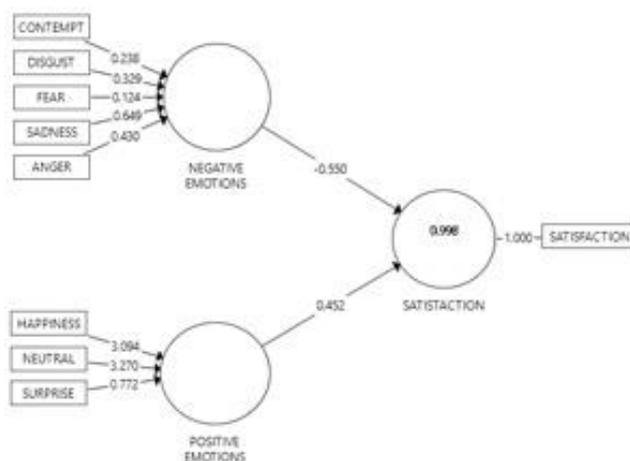


Figura 1.3. Modelo de ecuaciones estructurales.

Fuente. Elaboración propia.

El modelo que se propone es de tipo formativo, ya que los sentimientos o ítems como “Anger”, “Surprise”, etc., conforman sus respectivos constructos de emociones, en este caso entendidos como “Emociones Negativas” y “Emociones Positivas”. A su vez, se ha supuesto que las emociones, sean del tipo que sean, forman la variable “Satisfacción”.

Tal como se aprecia en el modelo propuesto, existe una estrecha relación entre la variable “Emoción” con la variable “Satisfacción”. Teniendo en cuenta que los valores R^2 se clasifican en “sustancial” si el valor R^2 es superior a 0.75, “moderado” si ronda el 0.50, y “débil”, si es inferior o igual a 0.20 (Hair et al., 2011; Henseler et al., 2009), con un valor R^2 de 0.998 se demuestra que efectivamente, existe una alta relación entre las emociones y la satisfacción. Es decir que, según los resultados obtenidos a través del software, el algoritmo de esta tecnología es muy potente y el modelo estructural que se obtiene a través de los constructos de este software es aceptable.

En cuanto a la estimación de los coeficientes del modelo, aquel correspondiente a las emociones negativas (-0.550) y las positivas (0.452), se observa que las negativas tienen mayor repercusión sobre la satisfacción global. Esto significa que las emociones de naturaleza negativa tienden a provocar mayor impacto en el juicio del individuo.

A fin de evaluar los modelos de medida, se ha estimado la colinealidad que pueden presentar los indicadores de cada constructo a través de la “Variance Inflation Factor” (VIF), que en su definición es similar al valor de tolerancia. (Hair, et al., 2017). Si el valor de VIF es 5 o superior, indica la existencia de un problema de colinealidad (Hair et al., 2011).

En este modelo, la colinealidad de los ítems no es mayor que el valor crítico, es decir $VIF \geq 5$. Se puede admitir, por tanto, que los constructos son de tipo formativos.

Así, la Tabla 1.4. expone los resultados de los estadísticos de colinealidad.

Indicadores	Estadísticos de Colinealidad (VIF)
Anger	1.097
Contempt	1.049
Disgust	1.145
Fear	1.076
Sadness	1.080
Neutral	1.854
Happiness	1.584
Surprise	1.813
Satisfaction	1.000

Tabla 1.4. Estadísticos de Colinealidad.

Fuente. Elaboración propia.

El Bootstrapping permite obtener la significatividad de los parámetros del modelo (Roldán y Sánchez-Franco, 2012). Así, permite obtener el valor del estadístico t-student que examina la significatividad de las relaciones entre las variables del modelo. El número de submuestras utilizadas es de 5000. (Hair, et al., 2017) Los resultados se muestran en la Figura 1.4.

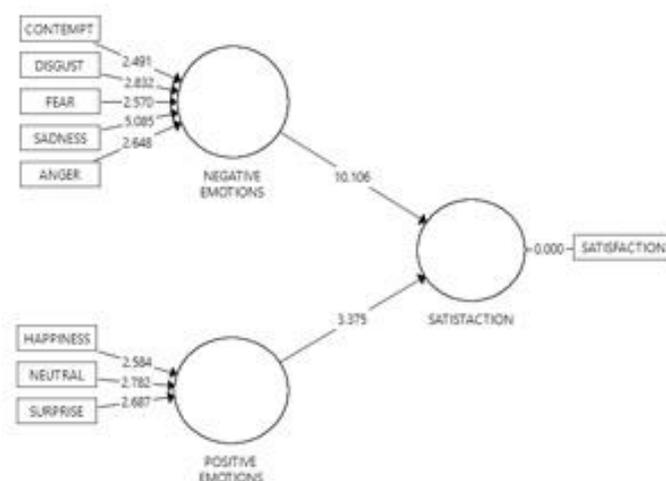


Figura 1.4. Resultados del test Bootstrapping del modelo propuesto.

Fuente. Elaboración propia.

En la Tabla 1.5 se observan los resultados obtenidos en este procedimiento, mediante el cual se puede examinar la significatividad de los ítems.

P value es la probabilidad de error.

Indicadores	Muestra Original (O)	Media de la Muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	t-Valor
Anger	0.430	0.393	0.163	2.648 ***
Contempt	0.238	0.228	0.096	2.491 **
Disgust	0.329	0.297	0.116	2.832 ***
Fear	0.124	0.122	0.048	2.570 ***
Sadness	0.649	0.639	0.128	2.085 ***

Neutral	3.270	3.171	1.176	2.782 ***
Happiness	3.094	2.992	1.197	2.584 ***
Surprise	0.772	0.753	0.287	2.687 ***
Satisfaction	1.000	1.000	0.000	-

Notas:

****p<.001.

***p<.01

**p<.05.

Tabla 1.5. Significatividad de los indicadores. Pesos.

Fuente. Elaboración propia.

En la tabla se recogen los valores correspondientes al valor de la t-Student, entendido como el criterio mediante el cual se determina la significatividad de los coeficientes. Los valores criterio para la t-Student son 2.57, 1.96, y 1.65 para un nivel de significatividad del 1%, 5%, y 10%, respectivamente). (Hair et al., 2017). Esto quiere decir que los coeficientes del presente modelo son significativos a un nivel de significatividad de un 1%.

En la tabla 5 también se recoge el p-valor, pudiéndose afirmar que los coeficientes son significativos al 1% de significatividad.

De igual manera, es relevante evaluar el modelo estructural a través de los coeficientes path. Los coeficientes path tienen valores estandarizados normalmente situados en un rango entre -1 y +1. Si los valores de los coeficientes path están próximos a -1 o, contrariamente, a +1, se entiende que las relaciones son fuertes. Por el contrario, cuanto más próximo a 0 sea el valor del coeficiente, más débil será la relación (Hair, et al., 2017). En la Tabla 3.6 se muestran los resultados de los coeficientes path del modelo estructural que se propone. Como se ha advertido, que un coeficiente sea significativo o no depende en última instancia de su valor estándar (t-valor), obtenido a través del Bootstrapping (Hair, et al., 2017).

Indicadores	Muestra Original (O)	Media de la Muestra (M)	Desviación estándar (STDEV)	t-Valor
Negative Emotions	-0.550	-0.526	0.054	10.106 ****
Positive Emotions	0.452	0.460	0.134	3.375 ****

Notas:

****p<.001.

***p<.01

**p<.05.

Tabla 1.6. Coeficientes Path.

Fuente. Elaboración propia.

En este caso, a pesar de que los valores de los coeficientes no estén significativamente próximos a -1 (-0.550 para las emociones negativas) y +1 (0.452 para las emociones positivas), el p-valor, indica que los coeficientes estimados son significativos al 1% de significatividad.

Para finalizar con la evaluación del modelo estructural, se examina la bondad o fiabilidad del modelo. Para ello, se ha obtenido el SRMR (Standardized Root Mean Square Residual), que se define como la discrepancia cuadrática media entre las correlaciones observadas y las correlaciones implícitas en el modelo (Hair, et al., 2017). Un valor de 0.08 indica un buen ajuste, aunque este valor no ha sido probado en un contexto PLS-SEM aún, por lo que no se puede saber con seguridad si ese valor es realmente adecuado para este tipo de modelos estructurales. Sin embargo, Henseler (2013) afirma que los umbrales de este ajuste de bondad del modelo para PLS-SEM deben extenderse hasta 0.05 para evitar malas especificaciones.

En el presente modelo se ha obtenido un valor de 0.067. Un valor que, aunque no alcanza el umbral conservador, está por encima del establecido por Henseler (2013). Por tanto, se puede afirmar que la bondad de ajuste del modelo estructural es aceptable, ya que su valor SRMR está entre el umbral de 0.05 y 0.08.

5. CONCLUSIONES E IMPLICACIONES.

A partir de los resultados obtenidos en el estudio empírico, se puede entender que el factor emoción es suficiente para conocer el nivel de satisfacción, al menos, para aquellos estudios realizados con instrumentos digitales de reconocimiento facial.

Sin embargo, para la realización informes más detallados y completos, el método tradicional de encuestas estructurales aporta a día de hoy mucha más información que el método digital de reconocimiento facial.

A pesar de haber experimentado algunos problemas con el software, como algunos fallos de reconocimiento de género o confusión de expresiones (fruncir el ceño lo reconoce como “ANGER”, y puede ser por otro motivo distinto de una emoción negativa, como, por ejemplo, encoger los ojos por la luz solar), el algoritmo del software testado ha demostrado ser muy potente.

Por otro lado, los resultados obtenidos podrían traducirse en medidas de calidad, sobre la prestación del servicio, para incrementar los niveles de las emociones positivas frente la neutralidad imperante. Ya que, esa neutralidad podría provenir de; o bien la calidad de las imágenes tomadas, o bien, de la falta de expresiones faciales lo suficientemente definidas como para que el software considerara alguna emoción distinta de la neutral. A esa carencia de expresividad, podrían ligarse motivos relacionados con la calidad de la prestación del servicio. Tal vez la visita guiada les estuviera resultando un tanto monótona, sin aliciente mayor que pudiera superar sus expectativas, sino sólo suplirlas. Esto podría mejorarse incorporando algunas medidas de calidad, como la formación de los guías, o la introducción de distintivos para hacer de las visitas una experiencia más dinámica e interactiva.

En definitiva, se puede decir que el uso de la inteligencia artificial para medir la satisfacción del cliente supone el punto de inflexión del método tradicional al digital. Aunque aún no se pueda considerar como un instrumento sustitutivo de las encuestas, se intuye que en algún momento podrían serlo. Pero, para ello, habría que trabajar no sólo en la mejora tecnológica de la aplicación de reconocimiento facial, o en el desarrollo de otras más potentes, sino que también habría que plantearse la regularización de estas herramientas que, a día de hoy, presentan ambigüedades sobre la legalidad de su uso, por la vigente ley de protección de datos y de la privacidad de los usuarios.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

Andreu, L. (2001): *Emociones y Satisfacción del Consumidor. Propuesta de un modelo cognitivo afectivo en servicios de ocio y turismo*. Tesis doctoral, Universidad de Valencia.

Andreu, L. (2003): “Emociones del consumidor: componentes y consecuencias de marketing”, *Estudios sobre consumo*, Vol.64 N°9.

- Gallarza, M.G., & Gil-Saura, I.G. (2006): "Value dimensions, perceived value, satisfaction and loyalty: An investigation of university students' travel behavior". *Tourism Management*, Vol.27 N°3, (437-452).
- Gallarza, M.G., Gil-Saura, I., & Holbrook, M.B. (2011): "The value of value: Further excursions on the meaning and role of customer value", *Journal of Consumer Behaviour*, Vol.10 N°4, (179-191).
- Hair, J.F., Ringle C.M, & Sarstedt, M. (2011): "PLS-SEM: Indeed a silver bullet", *Journal of Marketing Theory and Practice*, Vol.19, (139-151).
- Hair Jr., J.F., Hult, G.T.M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017): *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, Sage, Thousand Oaks, California.
- Henseler, J., Ringle, C.M., & Sinkovics, R.R. (2009): "The use of partial least squares path modeling in international marketing", *Advances in International Marketing*, Vol.20, (277-320).
- Henseler, J., Dijkstra, T.K., Sarstedt, M., Ringle, C.M., Diamantopoulos, A., Straub, D.W., & Calantone, R. J. (2014): "Common beliefs and reality about PLS comments", en Rönkkö & Evermann (2013), *Organizational Research Methods*, Vol. 10, (1-28).
- Oliver, R.L. (1997): *Satisfaction: A Behavioral Perspective on the Consumer*, McGraw-Hill, New York.
- Roldán, J.L., & Sánchez-Franco, M.J. (2012): "Variance-based structural equation modeling: guidelines for using partial least squares in information systems research", en Mora, M., Gelman, O., Steenkamp, & A., Raisinghani, M.S. (Ed.), *Research Methodologies, Innovations and Philosophies in Software Systems Engineering and Information Systems*, IGI Group, Hershey, (193-221).
- San Martín, H. (2005): *Estudio de la imagen de destino turístico y el proceso global de satisfacción: Adopción de un enfoque integrador*. Tesis doctoral, Universidad de Cantabria.