

DETERMINACIÓN DE LA IMPORTANCIA DE LOS ATRIBUTOS DE CALIDAD PERCIBIDA EN LA SATISFACCIÓN USUARIA: UN MODELO MIMIC BASADO EN CLASES LATENTES*

DETERMINING THE IMPORTANCE OF PERCEIVED QUALITY ATTRIBUTES ON USERS SATISFACTION: A LATENT-CLASS-BASED MIMIC MODEL

René Gempp^a • Claudio Thieme^b

Clasificación: Trabajo empírico - investigación
Recibido: Junio 2014 / Aceptado: Noviembre 2014

Resumen

Este estudio propone el uso de modelos MIMIC basados en clases latentes (LC-MIMIC) para el análisis de los determinantes de la satisfacción usuaria en encuestas. Este método supera las limitaciones de la aproximación tradicional, basada en regresión, para este tipo de análisis. Los modelos LC-MIMIC son un tipo de modelo de ecuaciones estructurales compuestos de una variable latente endógena categórica, que recibe efectos directos de variables manifiestas exógenas. Se demuestra la aplicación de este modelo a una encuesta de satisfacción hecha a 302 usuarios de una línea de ayuda en Chile. Los resultados indican que la satisfacción con el servicio depende principalmente de la calidad de la respuesta que dan las personas que atienden. Otros factores, como la amabilidad y los horarios o tiempos de espera, influyen muy poco en la satisfacción de los usuarios. Aunque la metodología permite un análisis robusto de encuestas de clientes y mejora la comunicabilidad de los resultados a los usuarios, tiene como limitación requerir de al menos dos preguntas para evaluar la satisfacción usuaria. Empíricamente este es el primer estudio realizado en Chile en que se aborda la satisfacción usuaria en el marco de líneas de ayuda gratuitas, de utilidad pública. Por otro lado, en el plano metodológico, la originalidad del estudio radica en el uso de un modelo MIMIC con clases latentes.

Palabras clave: satisfacción usuaria, calidad percibida, modelos MIMIC, clases latentes.

Abstract

We propose to use Latent Class-based MIMIC models (LC-MIMIC) for the analysis of determinants of user's satisfaction in customer surveys. This method overcomes the limitations of the traditional approach based on regression, for this type of analysis. LC-MIMIC models are a kind of Structural Equation Models, composed by a latent categorical endogenous variable, which receives direct effects of exogenous manifest variables. We demonstrate the application of this model to a satisfaction survey applied to 302 users of a helpline, in Chile. The most important determinants of user satisfaction with the service are those associated with the quality of the answers given by the operators. Other factors, such as kindness, schedules or timeouts have little influence on user satisfaction. The proposed methodology enables a robust analysis of customer surveys, and improves communicability of results to users;

* La propuesta metodológica presentada en este artículo fue desarrollada en el marco del proyecto Fondecyt N° 1151313. Los autores agradecen a Fundación INTEGRAL por su aporte al presente estudio.

^a Facultad de Economía y Empresa, Universidad Diego Portales, teléfono: 2213 0135, correo electrónico: rene.gempp@udp.cl.

^b Facultad de Economía y Empresa, Universidad Diego Portales, teléfono: 22130121, correo electrónico: claudio.thieme@udp.cl.

however it requires at least two questions to assess user satisfaction. Empirically, this is the first Chilean study where user's satisfaction is addressed in the context of helplines. On a methodological ground, the originality of the study is the use of MIMIC models with Latent Classes.

Keywords: User satisfaction, perceived quality, MIMIC models, latent classes.

Introducción

La satisfacción de los clientes, consumidores o usuarios ha sido uno de los temas más investigados en *marketing* durante las dos décadas pasadas (véase Oliver, 2010, para una revisión exhaustiva de los modelos teóricos y resultados empíricos más relevantes en el área). Este interés por la satisfacción usuaria se origina en el rol clave que ella tiene para la comprensión de las expectativas y el comportamiento de los consumidores (Andronikidis y Bellou, 2010). En particular, la satisfacción usuaria es una variable atractiva porque permite predecir los niveles de lealtad y las elecciones futuras de los clientes (Scheibehenne, Greifeneder y Todd, 2010). Por ello, no es extraña la extensa producción académica sobre el tema y que periódicamente se realicen muchos estudios empíricos destinados a medir y comparar la satisfacción de los usuarios en distintos rubros empresariales (Fornell, 2007).

En la aproximación "clásica" al estudio de la satisfacción usuaria, se entiende que la *performance* del producto/servicio influirá a modo de *input* en la formación de la satisfacción (Hom, 2000; Oliver, 1999). En la práctica, esta aproximación implica evaluar la calidad percibida del servicio a través de una serie de atributos y estimar el efecto causal de estos sobre la satisfacción usuaria (Aga y Safakli, 2007; Spreng, Shi y Page, 2005). Lo anterior suele hacerse a través de un análisis de regresión múltiple, utilizando como predictores los atributos de calidad percibida y como variable dependiente alguna medida de satisfacción usuaria; muchas veces se trata de un medida unítem. Usualmente, los pesos β resultantes del análisis se emplean para determinar la contribución relativa de cada atributo sobre la satisfacción usuaria y, a veces, estos resultados se presentan en conjunto con la evaluación de cada atributo, en lo que se conoce como "matriz de desempeño/importancia o matriz de incidencia" (Oliver, 2010)

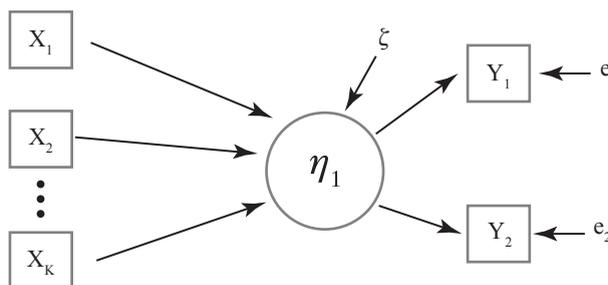
Esta metodología convencional enfrenta varios problemas, tanto técnicos como de comunicabilidad para el usuario final (por lo general, una organización que solicitó un estudio de satisfacción). Respecto de los atributos de calidad percibida que supuestamente influyen en la satisfacción, el principal problema técnico es que los pesos β de una regresión múltiple no son buenos indicadores de la

contribución relativa de los predictores, sobre todo debido a un problema de multicolinealidad y sesgos de método común (Nimon y Oswald, 2013). Al mismo tiempo, un problema de comunicabilidad es que tanto los pesos β como las soluciones que se han propuesto como alternativas (p. ej., pesos relativos, análisis de dominancia, análisis de comunalidad) resultan difíciles de comprender para los usuarios finales. Por otro lado, respecto de la medición de satisfacción, propiamente dichos, el principal problema técnico es la baja confiabilidad de los indicadores unítem, con valores que rara vez superan 0,60.

Frente a estos problemas, el presente documento propone una alternativa metodológica consistente en un modelo MIMIC (múltiples causas, múltiples indicadores) basado en clases latentes. En este sentido, la propuesta reúne dos aproximaciones para el análisis de variables latentes que proceden de tradiciones diferentes: los modelos MIMIC y el análisis de clases latentes.

En primer lugar, los modelos MIMIC son un tipo particular de modelo de ecuaciones estructurales, que puede conceptualizarse como un modelo de regresión múltiple en el que la variable dependiente es una variable latente (η) definida por dos o más variables observadas (y_i). En este sentido, puede usarse para medir una variable latente (p. ej., satisfacción usuaria) con solo dos indicadores y lograr la identificación del modelo mediante el efecto directo de los predictores sobre ella (en un modelo convencional, una variable latente con dos indicadores no estaría identificada). Un ejemplo de modelo MIMIC convencional se presenta en la figura 1.

Figura 1. Modelo MIMIC genérico.



En la figura 1 se propone evaluar la satisfacción usuaria como una variable latente (η), medida por dos indicadores (y_1, y_2) y analizar el efecto de una serie de variables causales (x_1, \dots, x_9). El siguiente par de ecuaciones describen la especificación formal del modelo:

$$y = \Lambda\eta + \varepsilon \quad (1)$$

$$\eta = \Gamma x + \zeta, \quad (2)$$

donde $y = (y_1, y_2)$ son indicadores de η y $x = (x_1, \dots, x_9)$ son los antecedentes (“causas”) de η (tanto y como x son vectores columna).

La ecuación (1) indica que las variables y (y_1, y_2) son medidas congénicas de η (Jöreskog, 1971), mientras que la ecuación (2) muestra que η es lineal a x (x_1, \dots, x_9) más un término de perturbación aleatorio (ζ) que representa el error en la predicción de las x sobre η . Se asume que los de ε (errores de medición) y ζ no están correlacionados (es decir, $\text{cov}(\varepsilon, \zeta) = 0$). La matriz Λ contiene los parámetros λ ($\lambda_1 - \lambda_2$) que reflejan las cargas factoriales de las variables y en el constructo latente (η). La matriz Γ , por otra parte, contiene los parámetros γ ($\gamma_1 - \gamma_9$), que indican el impacto de las variables x en η .

Modelar la satisfacción usuaria a través de un modelo MIMIC como el presentado en la figura 1 tiene varias ventajas sobre la regresión tradicional. La más importante de ellas es que la satisfacción puede operacionalizarse a través de indicadores múltiples, lo que permite mejorar la fiabilidad y validez de la medición.

Sin embargo, el modelo MIMIC también enfrenta problemas de multicolinealidad entre las variables causales (x_1, \dots, x_9), lo que dificulta estimar la contribución precisa de cada predictor en la satisfacción usuaria. Además, incluso en caso de que se logre aislar la contribución específica de cada predictor, los β respectivos son difíciles de comprender para el usuario final, lo que limita su aplicabilidad. Finalmente, el modelo MIMIC convencional asume que la variable latente (η) de satisfacción es continua, algo que no es realista para muchas encuestas de satisfacción de clientes, las cuales trabajan con indicadores dicotómicos y ordinales.

Frente a esto, la innovación fundamental del modelo aquí propuesto es que la variable latente (η) es dicotómica y puede asumir dos valores: satisfecho y no satisfecho. Al tratarse de una variable latente, la condición de satisfecho *versus* no satisfecho puede inferirse, a nivel probabilístico, a partir de las respuestas a dos preguntas aplicadas al principio y al final de la encuesta, respectivamente, lo que mejora la confiabilidad de la variable. Al mismo tiempo, los predictores (evaluación de la calidad percibida) también son variables dicotómicas y esto evita

algunos problemas de colinealidad, además de simplificar la comunicabilidad para los usuarios finales, como se demostrará en los resultados. De este modo, se emplea un modelo general de mixtura latente para definir el modelo MIMIC convencional (véase Muthén, 2004, para un desarrollo metodológico de este punto).

El objetivo general de este trabajo es presentar el modelo MIMIC basado en clases latentes y demostrar su aplicación en el estudio de la satisfacción usuaria. Para ello se analizan datos de una línea telefónica de ayuda. Las líneas de ayuda (o líneas 800) son servicios públicos de asistencia telefónica gratuita, que ofrecen apoyo en emergencias u orientación frente a problemáticas puntuales. Su gratuidad las diferencia de las líneas de asistencia telefónica que algunas empresas privadas ofrecen a sus clientes y que habitualmente están asociadas a servicios de posventa (p. ej., servicio técnico) o forman parte del paquete de productos y servicios ofrecidos por una empresa (p. ej., las líneas de asistencia en viajes o los *call center* de un banco). Desde mediados del siglo XX, organizaciones públicas en distintos países han puesto en marcha líneas de ayuda gratuitas, abiertas a todo público, enfocadas en la solución de problemáticas puntuales para promover el bienestar de los ciudadanos. Ejemplos de este servicio público, muy habitual en Estados Unidos y Europa, son las líneas que brindan orientación para prevenir el suicidio, el abuso sexual, el consumo de drogas o el maltrato infantil, entre otras. Algunos de los servicios telefónicos de este tipo disponibles en Chile son, por ejemplo, SOS Escucha, Fono Esperanza del Hogar de Cristo, Fono Drogas, Fono Conace, Fono SIDA y FonoInfancia.

El diseño, promoción y mejora de esta clase de líneas de ayuda por parte de las organizaciones que las financian es un interesante desafío de gestión sobre el cual, sin embargo, no existen suficientes antecedentes en la literatura especializada (Van Velsen, Steehouder y De Jong, 2007). Preguntas como “¿Qué factores determinan la satisfacción de los usuarios con el servicio recibido?” no han sido investigadas aún a nivel internacional ni local. Por ello, esta investigación se propuso demostrar el modelo de análisis propuesto usando como estudio de caso la línea de ayuda chilena FonoInfancia.

FonoInfancia es un servicio gratuito y confidencial, atendido por un equipo de psicólogos y psicólogas que dependen de la Fundación INTEGRA¹. Su finalidad es ser una alternativa de orientación para padres y adultos responsables del cuidado de niños y niñas. A través de esta línea de ayuda se responde cualquier duda relacionada con situaciones que se presentan en la crianza de

¹ La Fundación INTEGRA es una institución de derecho privado sin fines de lucro y financiamiento público, que cuenta con más de mil jardines infantiles y salas cuna gratuitos, ubicados en todo Chile.

los niños: pataletas, agresividad, retraimiento, pesadillas, control de esfínteres, sexualidad infantil, cambios bruscos de conducta, dificultades en el jardín/escuela, situaciones familiares difíciles, sospecha de vulneración de derechos, entre otras.

Dada la inexistencia de estudios previos sobre calidad percibida y satisfacción usuaria en líneas de ayuda, los atributos relevantes de la calidad percibida del servicio se derivaron a partir de dos fuentes. En primer lugar, se hizo una revisión de la literatura sobre satisfacción usuaria con algunas líneas de ayuda o asistencia telefónica (Nicolao, Irwin y Goodman, 2009; Saeed, Khan y Hussain, 2009; Scheibehenne *et al.*, 2010). Adicionalmente, se hizo un análisis cualitativo (grupos focales y entrevistas en profundidad) con algunos usuarios. Utilizando esos hallazgos, se identificaron nueve variables que podrían incidir en la satisfacción de los usuarios, descritas abajo en *Instrumento y Procedimiento*.

Metodología

Muestra

Se utilizan las respuestas de 302 usuarios a una encuesta de satisfacción con la línea de ayuda de FonoInfancia. La muestra se extrajo con un diseño aleatorio sistemático desde un marco muestral de 2.388 usuarios y es representativa, con un 5,3% de error y 95% de confianza.

Una telefonista debidamente entrenada hizo las llamadas, quien realizó hasta tres intentos con cada número sorteado. La tasa de participación/respuesta efectiva fue del 65%.

Instrumento y procedimiento

El cuestionario comienza como una sección introductoria, que sondea el motivo de la llamada, el tiempo de espera y la respuesta recibida. Una vez establecido un vínculo se procedió con las preguntas cerradas. Para definir la variable latente se usaron dos preguntas ($y_1 =$ “¿Qué tan satisfactoria fue la respuesta que le dieron?” y $y_2 =$ “En general, ¿qué tan satisfactorio fue para usted el servicio de Fonoinfancia?”). Ambas preguntas eran ordinales con un formato tipo Likert de cinco niveles (Muy satisfecho, Satisfecho, ..., Muy insatisfecho).

Las variables de calidad percibida fueron nueve y para cada una de ellas los encuestados recibieron la siguiente instrucción: “Ahora le voy a pedir que le ponga una nota, como en el colegio, a varios aspectos de Fonoinfancia. Es una nota, así que 1 significa muy malo y 7 significa excelente. ¿Qué nota le pondría... a.....?”. Las nueve variables independientes fueron: a) tiempo de espera en la llamada; b) amabilidad de la persona que le respondió; c) utilidad de la

respuesta que le dieron; d) horario de atención del servicio; e) dominio del tema que tenía la persona que lo atendió; f) interés por su problema que mostró la persona que lo atendió; g) claridad de la explicación que le dieron; h) preguntas que le hizo la persona que lo atendió; i) capacidad de la persona que lo atendió para comprenderlo a usted y ponerse en su lugar.

Análisis y resultados

En primer lugar, se calcularon estadísticos descriptivos para todas las variables, que se presentan en la tabla 1. Además, en la tabla 2 se presenta la matriz de correlaciones entre las variables. Todos los resultados descriptivos son consistentes con lo anticipado: las medias de cada variable son muy altas y sus distribuciones resultan negativamente asimétricas. Estos resultados son coherentes con la literatura y los estudios cualitativos realizados previamente (Nicolao *et al.*, 2009; Saeed *et al.*, 2009; Scheibehenne *et al.*, 2010), que indican una gran mayoría de usuarios satisfechos.

Tal como ya se señaló, la estrategia típica para determinar el impacto de distintos indicadores de calidad percibida sobre la satisfacción es usar un modelo de regresión múltiple. Sin embargo, este enfoque no es satisfactorio porque: a) no permite trabajar con una variable medida con dos indicadores; b) debido a la colinealidad de los regresores, por lo general los pesos beta entregan un panorama distorsionado (aunque existen métodos para resolver este problema); y c) los pesos β resultan poco amigables para los usuarios de la información.

Por tales motivos, el modelo MIMIC con clases latentes resulta una alternativa idónea. Para su análisis se siguió el procedimiento habitual: a) dado que lo importante es diferenciar entre los usuarios muy satisfechos y los restantes, se optó por dicotomizar las variables de satisfacción (muy satisfecho [1] *versus* las restantes alternativas [0]) y de calidad percibida (nota 7 [1] *versus* el resto [0]); b) se obtuvieron soluciones de 1, 2 y 3 clases latentes y se compararon sus índices de ajuste. Estos resultados aconsejaron definir dos clases latentes que muestran un ajuste apropiado del modelo propuesto, *Bayesian information criterion* (BIC) = 511,42; *Akaike's information criterion* (AIC) = 462,51; R^2 entropía = 0,86; errores de clasificación = 0,03; $\lambda = 0,91$). La clase latente 1 corresponde al grupo de los usuarios *muy satisfechos* y aglutina al 57,46% de la muestra; y la clase latente 2 corresponde a los *no muy satisfechos* y corresponde al restante 42,54%.

La tabla 3 indica la probabilidad de evaluar con nota 7 cada uno de los predictores de la satisfacción, condicional a estar [1] *muy satisfecho* o [0] *no muy satisfecho*. Si

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de las variables utilizadas

Tipo de variable	Variable	Description	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar
Indicadores de la variable latente	y1	Satisfacción con la respuesta recibida	302	1,0	5,0	1,900	1,162
	y2	Satisfacción general con el servicio	302	1,0	5,0	1,620	0,910
Indicadores Variables causales	x1	Tiempo de espera	302	1,0	7,0	6,200	1,176
	x2	Amabilidad de la persona que lo atendió	302	1,0	7,0	6,760	0,800
	x3	Utilidad de la respuesta	302	1,0	7,0	6,230	1,365
	x4	Horario de atención	302	1,0	7,0	6,400	1,037
	x5	Dominio del tema	302	1,0	7,0	6,410	1,271
	x6	Interés demostrado	302	1,0	7,0	6,480	1,220
	x7	Claridad de la respuesta	302	1,0	7,0	6,480	1,106
	x8	Preguntas realizadas	302	1,0	7,0	6,390	1,119
	x9	Empatía	302	1,0	7,0	6,270	1,401

Tabla 2. Correlaciones entre variables del modelo

		y1	y2	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9
Satisfacción con la respuesta recibida	y1	1	0,732**	-0,401**	-0,432**	-0,652**	-0,190**	-0,628**	-0,563**	-0,605**	-0,551**	-0,648**
Satisfacción general con el servicio	y2	0,732**	1	-0,473**	-0,499**	-0,780**	-0,209**	-0,747**	-0,625**	-0,700**	-0,636**	-0,752**
Tiempo de espera	x1	-0,401**	-0,473**	1	0,598**	0,609**	0,255**	0,612**	0,493**	0,566**	0,488**	0,601**
Amabilidad de la persona que lo atendió	x2	-0,432**	-0,499**	0,598**	1	0,593**	0,279**	0,561**	0,603**	0,641**	0,624**	0,676**
Utilidad de la respuesta	x3	-0,652**	-0,780**	0,609**	0,593**	1	0,291**	0,802**	0,650**	0,747**	0,707**	0,794**
Horario de atención	x4	-0,190**	-0,209**	0,255**	0,279**	0,291**	1	0,304**	0,333**	0,287**	0,346**	0,310**
Dominio del tema	x5	-0,628**	-0,747**	0,612**	0,561**	0,802**	0,304**	1	0,681**	0,769**	0,718**	0,791**
Interés demostrado	x6	-0,563**	-0,625**	0,493**	0,603**	0,650**	0,333**	0,681**	1	0,793**	0,662**	0,753**
Claridad de la respuesta	x7	-0,605**	-0,700**	0,566**	0,641**	0,747**	0,287**	0,769**	0,793**	1	0,769**	0,772**
Preguntas realizadas	x8	-0,551**	-0,636**	0,488**	0,624**	0,707**	0,346**	0,718**	0,662**	0,769**	1	0,746**
Empatía	x9	-0,648**	-0,752**	0,601**	0,676**	0,794**	0,310**	0,791**	0,753**	0,772**	0,746**	1

dicha probabilidad es similar, implica que ese factor de calidad percibida no tiene un efecto considerable sobre la satisfacción usuaria global. Por el contrario, si la diferencia es alta, se puede concluir que ese factor de calidad percibida tiene un efecto importante sobre la satisfacción usuaria global. Estas diferencias pueden apreciarse más fácilmente en la figura 2.

Se detectaron tres atributos que no tienen efecto significativo ($x1$, tiempo de espera; $x2$, amabilidad de la persona; $x4$, horario de atención); tres que tienen un alto impacto sobre la satisfacción usuaria ($x3$, utilidad de la respuesta; $x8$, preguntas realizadas; y $x7$, claridad de la respuesta); y tres cuyo efecto es medio ($x5$, dominio del tema; $x6$, interés demostrado; $x9$, empatía de la persona que atendió).

Conclusiones e implicancias para la gestión

Se presenta una metodología para evaluar y comunicar el efecto de distintos atributos sobre la satisfacción usuaria, y se demuestra que aquella supera algunos problemas técnicos y de comunicabilidad de las metodologías convencionalmente utilizadas en esta área, por ejemplo, las

identificadas por Nimon y Oswald (2013). En síntesis, las principales ventajas de la metodología propuesta son:

- Es una metodología sencilla de implementar
- Entrega resultados más confiables que el método de regresión tradicional
- Resulta fácil de comprender para los usuarios.

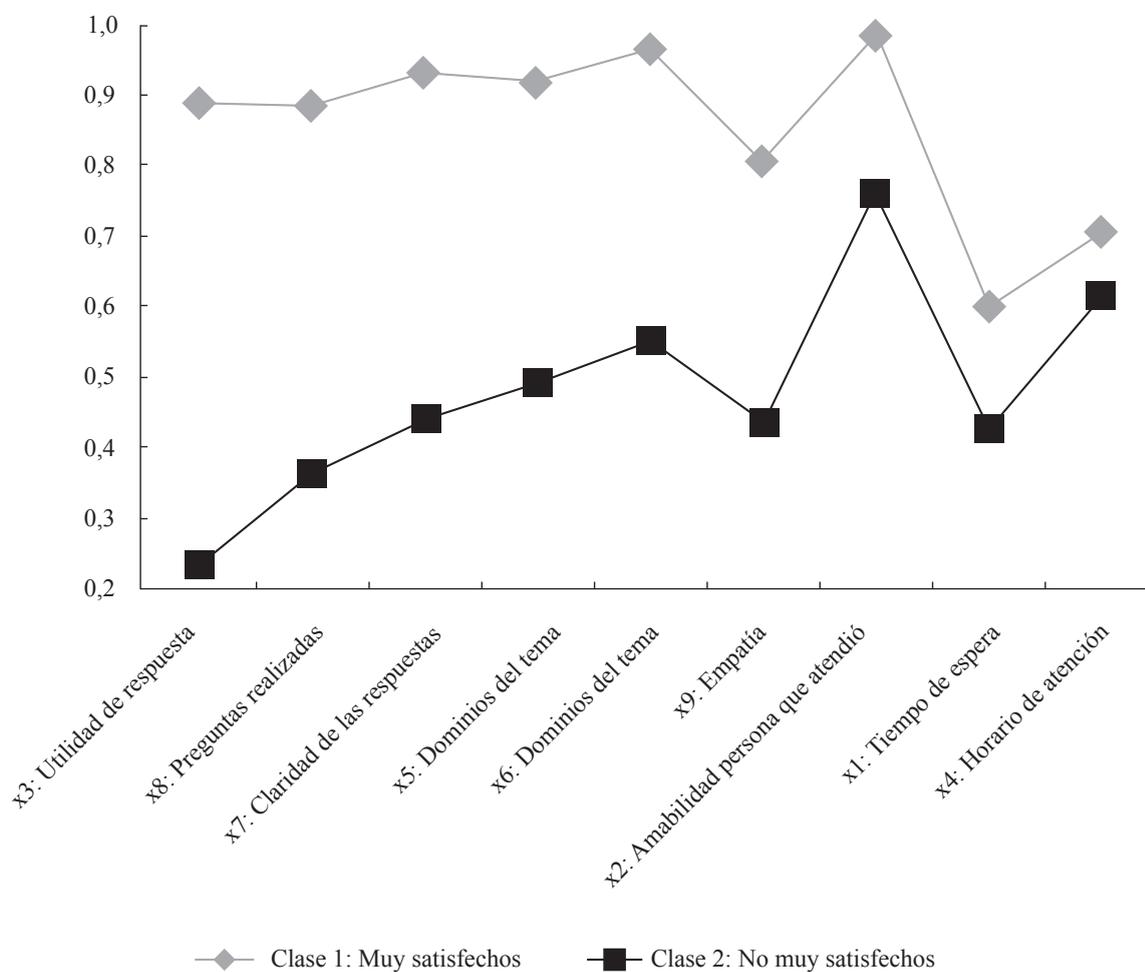
La importancia y originalidad de este estudio comprenden tanto lo empírico como lo metodológico. En primer lugar, se trata del primer estudio en que se abordan la calidad de servicio y la satisfacción usuaria en líneas de ayuda gratuitas, de utilidad pública. Por otro lado, su principal novedad metodológica radica en el uso de un modelo MIMIC con clases latentes.

Los resultados empíricos muestran que los factores que marcan la diferencia para que una persona esté muy satisfecha con el servicio son aquellos relacionados con la calidad de la respuesta que entregan las personas que atienden. Por el contrario, factores como la amabilidad, los horarios o los tiempos de espera desempeñan un papel muy pequeño en la evaluación global de la satisfacción.

Tabla 3. Probabilidad condicional de los predictores en cada Clase Latente

x1: Tiempo de espera	LatentClass 1	LatentClass 2	x4: Horario de atención	Latent Class 1	Latent Class 2	x7: Claridad respuesta	Latent Class 1	Latent Class 2
0	0,3992	0,5731	0	0,2958	0,384	0	0,0669	0,5572
1	0,6008	0,4269	1	0,7042	0,616	1	0,9331	0,4428
x2: Amabilidad persona atendió	LatentClass 1	LatentClass 2	x5: Dominio del tema	Latent Class 1	Latent Class 2	x8: Preguntas realizadas	Latent Class 1	Latent Class 2
0	0,0163	0,2389	0	0,0826	0,5071	0	0,1154	0,6368
1	0,9837	0,7611	1	0,9174	0,4929	1	0,8846	0,3632
x3: Utilidad de la respuesta	LatentClass 1	LatentClass 2	x6: Interés demostrado	Latent Class 1	Latent Class 2	x9: Empatía	Latent Class 1	Latent Class 2
0	0,1109	0,7684	0	0,0321	0,4494	0	0,1909	0,5639
1	0,8891	0,2316	1	0,9679	0,5506	1	0,8091	0,4361

Figura 2. Probabilidad de evaluar con nota 7 cada factor de Calidad Percibida condicional a cada Clase Latente



La principal limitación de la metodología presentada se debe a la necesidad de contar con un mínimo de dos indicadores de satisfacción usuaria para identificar la variable latente.

Referencias

- Aga, M., & Safakli, O. V. (2007). An empirical investigation of service quality and customer satisfaction in professional accounting firms: Evidence from North Cyprus. *Problems and Perspectives in Management*, 5(3), 84-98.
- Andronikidis, A., & Bellou, V. (2010). Verifying alternative measures of the service quality construct: Consistencies and contradictions. *Journal of Marketing Management*, 26(5-6), 570-587.
- Fornell, C. (2007). *The satisfied customer: Winners and losers in the battle for buyer preference*. Palgrave Macmillan.
- Hom, W. (2000). An overview of customer satisfaction models. *RP Group Proceedings*, 100-110.
- Jöreskog, K. G. (1971). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, 36, 409-426.
- Muthén, B. (2004). Latent variable analysis: Growth mixture modeling and related techniques for longitudinal data. En D. Kaplan (Ed.), *Handbook of quantitative methodology for the social sciences* (pp. 345-368). Newbury Park, CA: Sage Publications.
- Nicolao, L., Irwin, J. R., & Goodman, J. K. (2009). Happiness for sale: Do experiential purchases make consumers happier than material purchases. *Journal of Consumer Research*, 36(2), 188-198.
- Nimon, K., & Oswald, F. (2013). Understanding the results of multiple linear regression beyond standardized regression coefficients. *Organizational Research Methods*, 16(4), 650-674.
- Oliver, R. L. (1999). Whence consumer loyalty? [Special issue]. *Journal of Marketing*, 63, 33-44.
- Oliver, R. L. (2010). *Satisfaction: A behavioral perspective on the consumer*. Nueva York: M. E. Sharpe.
- Saeed, W., Khan, A. I., & Hussain, F. (2009). User satisfaction with mobile services in Pakistan. *International Journal of Organizational Innovation*, 1(4), 44-57.
- Scheibehenne, B., Greifeneder, R., & Todd, P. M. (2010). Can there ever be too many options? A meta-analytic review of choice overload. *Journal of Consumer Research*, 37, 409-425.
- Spreng, R., Shi, L., & Page, T. (2005). Perceived service quality, customer satisfaction, and intentions. *Advances in Consumer Research*, 32, 358-359.
- Van Velsen, L. S., Steehouder, M. F., & De Jong, M. D. T. (2007). Evaluation of user support: Factors that affect user satisfaction with helpdesks and helplines. *IEEE Transactions on Professional Communication*, 50(3), 219-231.