

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN



**“APLICACIÓN DEL ANÁLISIS PATHWAY PARA INCREMENTAR LA
PREDISPOSICIÓN DE COMPRA DE PRODUCTOS DE BELLEZA”**

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR TÍTULO
DE INGENIERA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA**

KAREN LIZBETH HUAMAN TORRES

LIMA – PERÚ

2021

**La UNALM es titular de los derechos patrimoniales de la presente investigación
(Art.24 – Reglamento de Propiedad Intelectual)**

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA
FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN**

**“APLICACIÓN DEL ANÁLISIS PATHWAY PARA INCREMENTAR LA
PREDISPOSICIÓN DE COMPRA DE PRODUCTOS DE BELLEZA”**

**PRESENTADA POR
KAREN LIZBETH HUAMAN TORRES**

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR EL
TÍTULO DE INGENIERA ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA**

SUSTENTADA Y APROBADA ANTE EL SIGUIENTE JURADO

.....
Mg. Sc. Celso Gonzáles Chavesta
PRESIDENTE

.....
Mg. Jesús Eduardo Gamboa Unsihuay
ASESOR

.....
Mg. Iván Dennys Soto Rodríguez
MIEMBRO

.....
Mg. Diana del Rocío Rebaza Fernández
MIEMBRO

RESUMEN

Las diferentes empresas tienen como uno de sus principales retos motivar la compra de los distintos bienes o servicios que brindan. De allí que surge la importancia de entender lo que el público valora al momento de elegir un producto. Teniendo ello en cuenta, el presente trabajo tiene como objetivo describir el camino crítico respecto a los factores que se deben accionar para lograr incrementar la predisposición de compra de productos de una marca de belleza. Su análisis se desarrolló en 3 fases: la primera consistió en un Análisis Factorial Exploratorio (AFE), donde los factores identificados permitieron reducir el número de variables que se consideraron para el análisis y cumplieron así el rol de variables latentes en el modelo. En la segunda fase se desarrolló un Análisis Factorial Confirmatorio (AFC), con el fin de confirmar el modelo obtenido en la fase previa, donde se verificó que la relación entre las variables y su respectivo factor era significativa. Por último, en la fase 3 se identificó a través del análisis Pathway, la relación de las variables que se consideraron en el modelo y cuál fue su efecto sobre la variable objetivo (predisposición de compra). Cabe mencionar, que para entender la variable objetivo se consideró como variables observables la significancia, diferenciación y presencia de una marca, mientras que como variables latentes o factores: el aspecto emocional, oferta, eficacia y vanguardia, que fueron medidas desde la percepción del consumidor. Es así como se identificó el efecto para todas las variables incluidas en el modelo sobre la predisposición de compra, y se concluyó que el efecto de mayor magnitud corresponde al factor emocional, lo que resultaría clave para incentivar la compra de los productos de alguna marca de belleza.

Palabras clave: Predisposición de compra; productos de belleza; Análisis factorial confirmatorio; Análisis factorial exploratorio; Análisis Pathway.

ABSTRACT

One of the main challenges of several companies is to motivate the purchase of the different goods or services they provide. From this arises the importance of understanding what customers value when choosing a product. With this in mind, the objective of this research is to describe the critical path regarding the factors that must be acted upon in order to increase the predisposition to purchase the products of a beauty brand. Its analysis was developed in three phases: the first consisted of an Exploratory Factor Analysis (EFA), in which the factors identified allowed reducing the number of variables considered for the analysis and thus fulfilled the role of latent variables in the model. In the second stage, a Confirmatory Factor Analysis (CFA) was performed to confirm the model obtained in the previous phase, in which it was verified that the relation between the variables and their respective factor was significant. Finally, in phase three, the relation between the variables considered in the model and their effect on the target variable (Purchase predisposition) was identified through *Pathway analysis*. It is worth mentioning that in order to understand the target variable, the observable variables considered were the significance, differentiation, and presence of a brand, while the latent variables or factors were: the emotional aspect, offer, efficacy, and vanguard, which were measured from the consumer's perception. Thus, the effect of all the variables included in the model on the predisposition to purchase was identified, and it was concluded the effect of greater magnitude corresponds to the emotional factor, which would be essential to encourage the purchase of the products of a beauty brand.

Keywords: Purchase predisposition; beauty products; Confirmatory factor analysis; Exploratory factor analysis; *Pathway analysis*.

ÍNDICE GENERAL

I. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Problemática	1
1.2 Objetivos.....	3
II. MARCO TEÓRICO.....	4
2.1 Análisis Factorial:	4
2.2 Análisis Pathway:.....	7
III. MARCO METODOLÓGICO.....	11
3.1 Diseño y tipo de investigación.....	11
3.2 Obtención de los datos	11
3.3 Delimitación temporal y geográfica.....	12
3.4 Definición de variables.....	12
3.5 Metodología estadística.....	13
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	15
4.1 Identificación de factores	16
4.2 Diagnóstico de las relaciones:.....	18
V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	26
5.1 Conclusiones	26
5.2 Recomendaciones.....	27
VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	28
VII. ANEXOS.....	30

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Estadísticos descriptivos de atributos evaluados (variables dicotómicas).....	15
Tabla 2.	Estadísticos descriptivos de las variables continuas	16
Tabla 3.	Cargas factoriales de Análisis Factorial.....	17
Tabla 4.	Indicadores de bondad de ajuste.....	18
Tabla 5.	Parámetros estimados del modelo estructural	20
Tabla 6.	Indicadores de bondad de ajuste del modelo estructural completo	20
Tabla 7.	Índices de modificación (Im) más representativos	21
Tabla 8.	Indicadores de bondad de ajuste del modelo estructural completo	23
Tabla 9.	Efectos entre la predisposición de compra y las variables del modelo.....	25

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Modelo teórico 1 de las variables que impactan la intención de compra de una marca de cerveza (Calvo, 2013).....	10
Figura 2.	Modelo teórico 2 de las variables que impactan la intención de compra de una marca de cerveza (Calvo, 2013).....	10
Figura 3.	Relación entre la variable dependiente y las variables observadas. Elaboración propia.....	14
Figura 4.	Modelo teórico de predicción de la predisposición de comprar un producto de belleza.....	19
Figura 5.	Diagrama de modelo estructural re-especificado.....	22
Figura 6.	Diagrama de ruta, los valores sobre las rectas son los efectos estimados según el análisis SEM que resultan significativos y con sentido lógico.....	24

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1.	Código en R respecto al análisis factorial (residuos mínimos cuadrado).....	30
Anexo 2.	Código en R respecto al análisis factorial confirmatorio	30
Anexo 3.	Código en R respecto al análisis Pathway	30
Anexo 4.	Salida en R del modelo Pathway inicial	31
Anexo 5.	Salida en R del modelo pathway final (re-especificado).....	32

I. INTRODUCCIÓN

En el presente trabajo se expone como caso práctico el problema de negocio de una empresa del rubro de cosméticos, sector en el que, al igual que en otros rubros, prima la importancia de conocer las necesidades y preferencias de su público objetivo, de manera que se les pueda brindar las mejores soluciones a través de los productos relacionados a la categoría que ofrece.

Sin embargo, el camino a seguir para lograr productos y marca exitosa no termina siendo aún lo suficientemente claro dentro de un contexto y consumidores que constantemente están cambiando. Además, dentro de las diferentes formas que podrían existir para promover la predisposición de compra de los productos, surgen las preguntas tales como ¿cuáles son los atributos o cualidades más importantes que los consumidores esperarían encontrar en la marca y/o productos?, ¿de qué tipo son?, ¿cuál es el impacto de activar estos atributos que el consumidor espera en la marca y/o producto? Así también, entender ¿Cuál es la ruta estratégica más segura y viable que se debe considerar para motivar la compra de este tipo de productos?

1.1 Problemática

El área de investigación de la empresa de cosmética a la que se hace referencia contó con información sobre las compras de un panel de hogares respecto a los productos relacionados a la categoría de interés. La selección de los hogares se realizó a partir de un diseño muestral del tipo probabilístico y su alcance fue a nivel nacional. Esta información fue muy importante ya que ayudó a contar con indicadores tales como la participación de las diferentes marcas en el sector de belleza, el monto total del gasto de compra de cada una de las marcas y su penetración. A partir de estos indicadores, se observó cuáles son las marcas que están logrando una mayor participación; asimismo se identificó aquellas cuya participación presenta tendencia positiva de la evolución de estos indicadores.

En línea con lo anterior, la Oficina Económica y Comercial de la Embajada de España en Lima (2019) realizó un estudio de mercado en el que menciona a Unique como una de las marcas de productos de belleza que más produce en el país. En cuanto a los principales importadores se

tiene Avon y Natura en la categoría de fragancias; mientras que en la categoría de maquillaje se tiene Avon y Yanbal. Es en este fuerte contexto competitivo en el que se encuentran las diferentes marcas de belleza, recae la importancia de entender con mayor precisión qué es lo que está siendo relevante para el consumidor en su elección de una marca de belleza.

La empresa realizó un estudio cuantitativo sobre la percepción de los consumidores de las diferentes marcas de belleza que tuvo como finalidad identificar cuál es el posicionamiento e imagen en la mente del consumidor. Este estudio permitió diagnosticar la situación de las marcas y sus oportunidades, así como entender cuáles son los atributos que valora el consumidor en su compra de productos de belleza.

Para entender la importancia de los atributos evaluados por el consumidor, a partir del estudio mencionado, se correlacionaron estos atributos con la variable predisposición de compra, con ello se identificaron aquellos que tienen las correlaciones más altas, los cuales serían los que se prioricen. Sin embargo, con este procedimiento no se logró obtener información respecto a cómo los atributos se relacionan entre sí. Además, es relevante para el área de marketing y el ámbito empresarial entender cómo se construye la predisposición de compra, a partir de las diferentes variables, ya que ello ayudaría a incrementar las ventas y diseñar estrategias promocionales adecuadas (Peña, 2014).

De acuerdo a lo mencionado, para poder resolver esta problemática, de entender cómo los atributos evaluados afectan la predisposición de compra y a su vez cómo se relacionan entre sí, se hizo uso del *Path Analysis*, cuya base teórica se encuentra fundamentada en la metodología de ecuaciones estructurales, donde las estimaciones de los parámetros es respecto a las relaciones propuestas teóricamente (dirección y tipo) que se esperan encontrar entre las variables del modelo, es por ello que esta metodología es denominada también “modelos confirmatorios”, ya que permite confirmar estas relaciones a partir de la muestra (Ruiz et al., 2010). Es preciso mencionar que estas relaciones que son parte del modelo muestren una estructura causal entre las variables, de manera que se puede corroborar cómo unas variables afectan a otras, si tienen un efecto directo o indirecto; así como también la proporcionalidad del efecto de las variables sobre la predisposición de compra. Este último punto nos muestra información respecto a los efectos más relevantes que definirían el camino o ruta crítica.

1.2 Objetivos

Objetivo general: Describir el camino crítico respecto a los factores que se deberían accionar para lograr incrementar la predisposición de compra de una marca de belleza.

Objetivos específicos:

- Identificar los factores que impactan sobre la predisposición de compra de una marca de belleza.
- Diagnosticar las relaciones entre las variables, cómo se afectan entre sí.
- Interpretar los parámetros estimados del modelo.

II. MARCO TEÓRICO

2.1 Análisis Factorial:

La principal razón de ser de este análisis es que permite medir variables no observables, a partir de aquellas que sí lo son. Esto también explicaría su gran valor, el de reemplazar un número grande de variables que no muestran mucho significado teórico, por un número menor y con mayor significado conceptual (Pérez & Medrano, 2010).

El análisis factorial presenta dos tipos: el análisis factorial exploratorio (AFE) y el análisis factorial confirmatorio (AFC). Su principal diferencia radica en que el AFE es una técnica cuyo objetivo principal es entender la estructura subyacente que poseen los datos, en caso la tenga; mientras que el AFC se basa en confirmar teorías y conocimiento empírico (Bollen, 1989).

2.1.1 Análisis factorial exploratorio (AFE)

Es un método multivariado que permite agrupar las variables que muestran una correlación fuerte entre sí, pero diferente con otras. Las variables que generalmente usa son de tipo continua, sin embargo, también es posible usarlo con variables dicotómicas (Pérez & Medrano, 2010). La matriz de correlación a usar es diferente según el tipo de variable en análisis: si se trata de variables continuas se usa Pearson, si son dicotómicas se emplea la correlación tetracórica y si son todas ordinales o algunas ordinales y continuas se usa la matriz de correlación policórica (Hoffmann et al., 2013).

Para iniciar con el análisis, cuando las variables son continuas, se verifican 3 supuestos necesarios sobre los datos obtenidos en la encuesta, los cuales son: normalidad, linealidad y multicolinealidad. El supuesto de normalidad se comprueba a través de las pruebas de Shapiro Wilk y Kolmogorov-Smirnov donde se plantea como hipótesis nula si los datos siguen una distribución normal; sin embargo, cabe mencionar que diferentes autores mencionan que de no cumplirse con este supuesto no se llegan a tener consecuencias significativas (Hoffmann et al., 2013). El supuesto de linealidad se verifica en la distribución bivariada de cada par de variables donde se espera que su relación sea lineal. Mientras que para evaluar la multicolinealidad se puede observar la matriz de correlación y si estas llegan a ser iguales o su

periores a 0.9, se evidenciaría su alta colinealidad lo que podría debilitar el análisis y mostrar factores poco estables (Pérez & Medrano, 2010). En el caso de variables dicotómicas, por su propia naturaleza no requieren la comprobación del supuesto de normalidad y linealidad, que es requerido principalmente para las estimaciones bajo el método de máxima verosimilitud (Lloret et al., 2014); sin embargo, existen otros métodos alternativos que no requieren este supuesto.

Otro aspecto adicional que se valida es que las variables en análisis se encuentren suficientemente interrelacionadas, para probar ello se pueden usar la prueba de esfericidad de Bartlett y la medida de adecuación muestral de Kaiser – Mayer – Olikin (KMO). Ambas permiten medir la magnitud de correlación entre las variables, en el caso del primer test se contrasta la matriz de correlación de las variables con la matriz identidad, a partir del cual se obtiene un p-valor lo suficientemente pequeño para rechazar la hipótesis nula que afirma que las variables no están correlacionadas. Mientras que sobre el índice de KMO si bien su valor va de 0 a 1, se espera que alcance un valor superior a 0.7 para verificar que las variables están interrelacionadas, con lo que será adecuado realizar el análisis factorial.

En cuanto al método para estimar los factores, los más usados son Máxima Verosimilitud (MV) y Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), ambas con el objetivo de reducir lo máximo posible (cerca de cero) la suma de los cuadrados de la diferencia entre la correlación observada y la estimada por el modelo. Cabe mencionar que una de las desventajas de la estimación por MV es que para su uso es indispensable el cumplimiento del supuesto de normalidad multivariada. Además, no se recomienda analizar correlaciones policóricas con MV, sino en su lugar se recomienda MCO (Lloret et al., 2014).

Los MCO agrupan diferentes métodos, de los cuales uno de los más usados es de Ejes Principales, que es una alternativa cuando no se cumple con el supuesto de normalidad, este método usa la matriz de correlación y la estimación de las comunalidades. Otro método es el de Mínimos Cuadrados no Ponderados, equivalente al de Residuales Mínimos (MinRes) en caso el software a usar no cuente con el anterior, este método usa las matrices de correlación observada y reproducida, para luego reducir la suma de cuadrados de la diferencia entre ambas matrices. Cabe resaltar que el principio básico de ambos métodos, ejes principales y mínimos cuadrados es el de reducir la matriz que tienen como input, con el fin de que los residuales sean lo más cercano a cero posible (Lloret-Segura et al., 2014).

Respecto a la extracción del número de factores, la técnica más clásica consiste en hacer uso de la regla de Kaiser, que considera los factores que obtienen autovalores por encima de 1, junto con la gráfica de sedimentación (Lloret et al., 2014). Sin embargo, se recomienda el Análisis Paralelo (AP) que centra su análisis sobre la matriz de correlación original. Otro método es el de Mínimo Promedio Parcial (MAP por sus siglas en inglés) que usa la correlación parcial mínima de los residuos.

Para una mejor interpretación de la información y la asignación de las variables a los factores, la matriz se somete a un procedimiento de rotación que puede ser de dos tipos: ortogonal, donde los factores asumen independencia, u oblicua, donde se permite la correlación entre estos. Entre las técnicas más conocidas se tiene Varimax que corresponde a la rotación ortogonal; mientras que Oblimin directo y Promax al tipo oblicua. Este procedimiento adicional ayuda a eliminar las altas correlaciones negativas y que una misma variable esté correlacionada a muchos factores, ya que se espera que cada variable tenga una correlación cercana a 1 con solo uno de los factores y cercana a 0 con los restantes (Pérez & Medrano, 2010). Con ello se evidencia la estructura subyacente a los datos, cuáles son las variables que se correlacionan y por ende los factores que componen.

2.1.2 Análisis Factorial Confirmatorio (AFC)

El AFC permite validar el número de factores y los constructos subyacentes de las variables observadas, los cuales fueron obtenidos con el AFE y ajustados en base a conocimiento empírico. El establecimiento del número de factores y la relación entre las variables observables y los factores identificados se conoce como la especificación del modelo de medida (Herrero, 2010).

Antes de continuar es necesario precisar algunas definiciones importantes:

- **Variable observada:** es una variable medida en un sujeto de observación, el cual puede ser obtenido a través de una encuesta, por ejemplo.
- **Variable latente:** es una variable que no se pueden medir, sino que refiere a un constructo conceptual, por ello está libre de un error de medida o medición. Por ejemplo: La confianza, la calidad, valor percibido, etc. Los factores obtenidos con el AFE serían variables latentes.
- **Error de medición:** es el error asociado a la medición de una variable observada, son de tipo latente ya que no son observables.
- **Error de predicción:** el error asociado a la estimación de la variable dependiente.

- **Variable exógena:** variable que no recibe el efecto de otra variable, pero sí afecta a otra variable.
- **Variable endógena:** variable que recibe el efecto de otra variable latente u observada.

Este análisis es un caso particular de los modelos de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés). Su uso se basa en que permite construir modelos a partir del error de medida y en el modelamiento considera la posibilidad de incluir constructos conceptuales o variables latentes (Escobedo et al., 2016). Otro aspecto diferente en esta técnica es respecto a su interpretación ya que, debido a su alta flexibilidad, permite validar hipótesis teóricas a partir de pruebas empíricas, por ello es entendido como un análisis del tipo confirmatorio.

Su análisis se basa en comparar la matriz de covarianzas estimadas de la muestra con la matriz de covarianzas estimada para el modelo propuesto. Para ello, en los modelos SEM existen diferentes formas de estimación, los más utilizados son de Mínimos Cuadrados no Ponderados (OLS, por sus siglas en inglés), Mínimos Cuadrados Generalizados (MGL, por sus siglas en inglés) y Máxima Verosimilitud (ML, por sus siglas en inglés). Los dos primeros son métodos no paramétricos (OLS o MGL) que no exigen el cumplimiento de normalidad; cabe mencionar que el método de OLS trabaja con la matriz de correlación para tipificar la escala de las variables en análisis.

En cuanto a los criterios de evaluación del modelo, se tienen los índices de bondad de ajuste absoluto, cuyo análisis se basa en los residuos o errores entre la matriz de correlación estimada y observada: Error de Aproximación Cuadrático Medio (RMSEA, por sus siglas en inglés) y Residuo Cuadrático Medio (SRMR, por sus siglas en inglés), se espera que sus valores sean bajos. En cuanto a los valores para el RMSEA inferiores a 0.08 son aceptables, pero inferiores a 0.06 son óptimos. Otros criterios con los que se puede complementar la evaluación del modelo son del tipo de ajuste incremental, en donde se compara el modelo teórico propuesto con un modelo nulo (un solo factor y sin error de medida), entre los más importantes se tiene el índice de Tucker-Lewis (TLI), los de Bollen los cuales son el índice de Ajuste Relativo (RFI) e Índice de Ajuste Incremental (IFI) y el propuesto por Bentler, el índice de Ajuste Comparado (CFI); todos ellos serán aceptables con valores superiores a 0.95 para los índices CFI y TLI (Hoffmann et al., 2013).

2.2 Análisis Pathway:

Un *pathway*, al igual que el AFC, es evaluado a partir de sistemas de ecuaciones estructurales (SEM), en el cual también se representa de forma gráfica las relaciones entre las diferentes

variables del modelo. Este análisis considera tres componentes importantes: el diagrama Pathway, descomposición de las covarianzas y correlaciones en términos de parámetros del modelo y la distinción entre los efectos directos, indirectos y totales de una variable sobre (Bollen, 1989).

El diagrama Pathway es una forma gráfica de representar el sistema de ecuaciones de forma simultánea, lo que ayuda a representar con mayor claridad las relaciones que se supone se cumplen entre las variables. Para ello, Ruiz et al. (2010) plantea seguir las convenciones particulares que es necesario conocer para los diagramas estructurales que son:

- Las variables observables se representan dentro de un cuadrado o rectángulo
- Las variables no observables o latentes, dentro de un círculo
- Los errores pueden representarse solos, sin círculo ni rectángulo.
- Los efectos estructurales se representan con una flecha, cuya dirección va de la variable predictora hacia la variable dependiente.
- Los parámetros se incorporan sobre cada flecha.
- Dos flechas rectas que conectan dos variables significan causalidad recíproca.

Otro componente importante es la descomposición de las covarianzas y correlaciones, ya que el análisis Pathway permite escribir la covarianza o correlación entre dos variables como funciones de los parámetros del modelo, es decir, las covarianzas entre las diferentes variables se descomponen en los parámetros del modelo (Bollen, 1989).

Es así como, al estimar los parámetros en cada flecha recta, a partir del modelamiento de datos con ecuaciones estructurales, se puede indicar la fuerza relativa de esa correlación, y es ahí donde pasan a tener una gran utilidad respecto a solo ser gráficos descriptivos (Loehlin, 2004).

El último componente es la distinción de tres tipos de efectos: el efecto directo es la relación entre dos variables y no está mediada por otra variable en el modelo pathway, el efecto indirecto de una variable se encuentra al menos mediada por alguna variable y se estiman al multiplicar los efectos que se encuentran a lo largo de la línea causal, mientras que el efecto total es la suma del efecto directo e indirecto (Pérez et al., 2013).

Cabe mencionar que estos modelos no prueban la causalidad, sino más bien muestran que las suposiciones planteadas no se contradicen y pueden ser válidas, además descartan aquellos modelos teóricos que no cumplen con los indicadores que validan el efecto causal. Por lo

anterior, es importante contar con una buena justificación teórica respecto al efecto causal (Calvo et al., 2013).

Luego de obtener los parámetros estimados del modelo y haber evaluado qué tan bien reflejan las relaciones de los datos observados, es importante determinar si es necesario re-especificar el modelo. Esto consiste en incluir alguna relación que no fue considerada previamente y que provoque la mejoría de los indicadores de bondad de ajuste del modelo. Para ello se hace un análisis de los residuos del modelo con el fin de detectar algún problema inadvertido y sugerir estas modificaciones para lograr una mejoría. Cuando los residuos son altos es una señal de considerar un nuevo parámetro entre las variables en cuestión y que al incluir esta nueva relación al modelo se observa en cuánto reduciría el valor del indicador chi-cuadrado. Sin embargo, no se puede considerar algún ajuste que no tenga el respaldo teórico necesario que lo sustente (Medrano & Muñoz-Navarro, 2017).

Según (Calvo et al., 2013) los modelos de ecuaciones estructurales no son una técnica nueva, sin embargo, su aplicación en el marketing es relativamente reciente. Además, este tipo de análisis ha experimentado un crecimiento y desarrollo interesante desde 1994. En su publicación, expone la aplicación de ecuaciones estructurales para medir la intención de compra, en la cual plantea dos modelos teóricos, uno de ellos considera variables latentes como mediadoras y el otro no. El artículo muestra una conclusión importante, y es que el primer modelo que se menciona (figura 1) muestra un mayor número de relaciones significativas respecto al otro (figura 2). Es decir, se tiene un mejor entendimiento del valor de marca a partir de la interpretación de las relaciones entre las variables calidad percibida, notoriedad, asociaciones a imagen y lealtad, respecto a cuando no se muestran las relaciones entre sí.

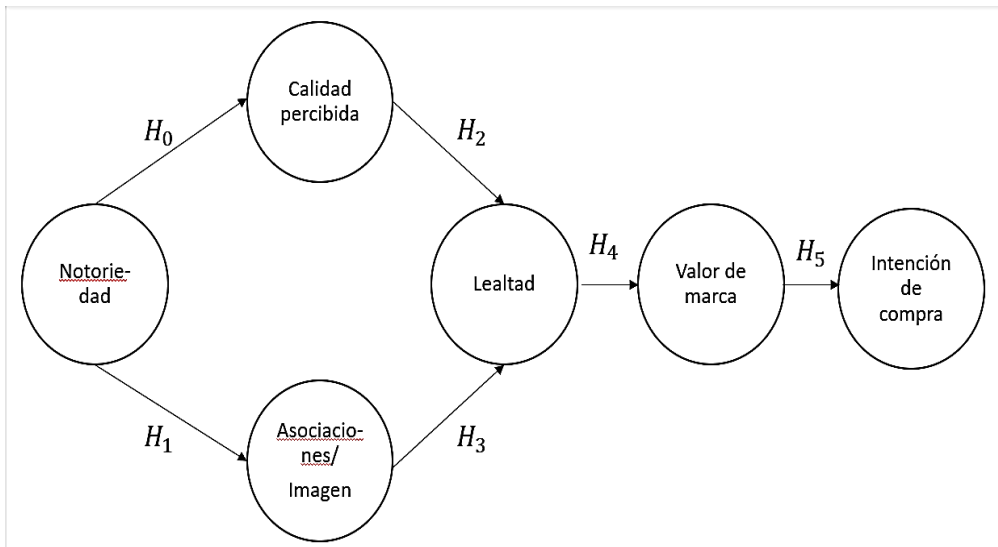


Figura 1. Modelo teórico 1 de las variables que impactan la intención de compra de una marca de cerveza.
Fuente: Calvo et al., 2013

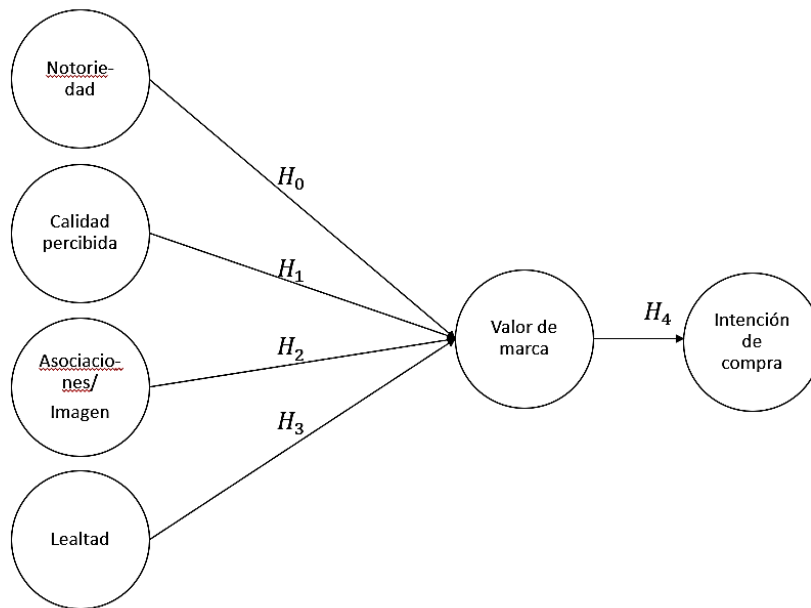


Figura 2. Modelo teórico 2 de las variables que impactan la intención de compra de una marca de cerveza (Calvo et al., 2013).
Fuente: Calvo et al., 2013

III. MARCO METODOLÓGICO

3.1 Diseño y tipo de investigación

La investigación siguió un diseño no experimental, puesto que se tomaron los datos observados directamente del público objetivo sin ninguna intervención sobre la muestra. Además, fue del tipo transversal, ya que los resultados se analizaron en un solo periodo de tiempo (mes de julio del año 2020), y causal, debido a que se establecieron las relaciones causales entre las diferentes variables (cómo una variable impacta en la otra).

3.2 Obtención de los datos

Como se comentó en la sección de la problemática, el área de investigación contrató los servicios de una empresa externa para realizar un estudio cuyo objetivo era entender el valor de las marcas de belleza desde las percepciones de los consumidores.

Es así como la empresa externa fue responsable de la elaboración del cuestionario, la ejecución del campo del estudio y presentación de un informe con las tabulaciones, gráficos y análisis descriptivos de los resultados. Mientras que el área de investigación solicitante fue responsable de supervisar y aprobar los lineamientos que siguió el estudio, principalmente el público objetivo, el tamaño de la muestra y la aprobación del cuestionario; así también la revisión del informe compartido por la empresa externa y profundización de los análisis presentados con el fin de plantear las acciones que se recomendaron al área de marketing.

Para la elaboración del cuestionario, que fue el instrumento con el cual se recogieron los datos necesarios para el estudio, se consideraron las preguntas con las que se calculó la predisposición de compra y que fueron planteadas por el proveedor. También se incluyó la evaluación de atributos, los cuales fueron planteados por el área de investigación y compartidos al proveedor para incluirlos en el cuestionario; así como las marcas a evaluar.

Una vez finalizado el trabajo de campo y el procesamiento de la información, el proveedor compartió el conjunto de datos de la encuesta mediante un archivo en formato sav (SPSS) y el informe con los resultados. Como parte de la profundización de los datos, el área de investigación realizó el análisis factorial y *path análisis*.

3.3 Delimitación temporal y geográfica

El área de investigación solicitó al proveedor que el conjunto de datos considere los siguientes criterios:

- **Público objetivo:** mujeres entre los 18 a 55 años de NSE B, C y D que en el último mes hayan comprado algún producto de belleza (maquillaje, fragancia, tratamiento facial o corporal).
- **Ámbito:** nivel nacional.
- **Campo:** durante todo el mes de julio del 2020.
- **Tamaño de la muestra:** 420 encuestas.
- **Tipo de muestreo:** No probabilístico, auto aplicado vía panel online.

Cabe mencionar que esta información es también conocida como la ficha técnica del estudio de investigación. Además, el conjunto de datos recogidos del estudio tiene validez externa, ya que son consumidoras de productos de belleza en general y de diferentes marcas, por lo que es información que puede servir a cualquier persona o empresa interesada en el sector de cosméticos.

3.4 Definición de variables

Los siguientes indicadores fueron propuestos y construidos por el proveedor, a excepción del listado de atributos, y sirvieron como variables en la construcción del modelo de análisis *Pathway*:

- **Predisposición de compra (PC):** está basado únicamente en la percepción del consumidor. Se obtiene un valor para cada marca, el rango va de 0 a 100.
- **Significancia (M):** refiere a la conexión emocional del consumidor con la marca y qué tanto consideran satisface sus necesidades.
- **Presencia (S):** refiere qué tanto la marca viene a la mente del consumidor de forma rápida cuando hay alguna idea relacionada a la categoría.
- **Diferenciación (D):** indica qué tan diferente es respecto a otras marcas.
- **Atributos de imagen:** se evalúan 18 atributos de imagen a los cuales se le asociará la o las marcas que van mejor con cada uno de estos atributos. Si la encuestada asocia la marca, el valor será de 1 y si no lo asocia será de 0.

3.5 Metodología estadística

El presente trabajo se desarrolló en 3 fases, cada una de ellas abordó 3 metodologías estadísticas distintas:

- i. **Análisis factorial exploratorio:** en esta primera fase se consideró como variables observables los 18 atributos de imagen medidos en la encuesta, todas variables dicotómicas. No se menciona el detalle de los atributos por ser información confidencial, pero es importante saber que los atributos son frases que contienen alguna característica o cualidad con la que se podría identificar a una marca, como por ejemplo un atributo podría ser: “es una marca que trae lo último de la moda” o “tiene productos de buena calidad”.
Antes de iniciar con el análisis factorial, se probó el supuesto de multicolinealidad a través de la matriz de correlación tetracórica. Así mismo, se verificó si las variables están lo suficientemente correlacionadas a través de la prueba de esfericidad de Bartlett y el indicador KMO.
En cuanto a la elección al número de los factores, se apoyó con el Análisis Paralelo bajo la correlación tetracórica. Además, para la estimación de los factores se usó el método de Residuales Mínimos considerando rotación varimax y también haciendo uso de la correlación tetracórica con la función “fa” del paquete psych en R. Con ello se obtuvieron los factores y los respectivos atributos que los conformarían.
- ii. **Análisis factorial confirmatorio:** en esta fase se validó el modelo obtenido en la fase anterior, en el cual se detalla las relaciones entre los factores o variables latentes (exógenas) y los atributos (endógenas). Cabe mencionar que el método de estimación fue basado en mínimos cuadrados no ponderados y la función “cfa” del paquete lavaan del programa R. En cuanto a los criterios de evaluación del modelo se usó los índices de bondad de ajuste absoluto RMSEA y SRMR, así como los indicadores de medida de ajuste incremental TLI y CFI.
- iii. **Análisis Pathway:** La construcción de las relaciones entre los factores y las variables observables (predisposición de compra, significancia, presencia y diferenciación) se modelaron con ecuaciones estructurales, donde el modelo de medida fue conformado por la relación entre los factores obtenidos en la primera parte y los respectivos atributos. Por otro lado, el modelo estructural fue conformado por las variables observables y los factores; cabe mencionar que las relaciones que involucran los

factores fueron establecidas posteriormente a su identificación, por lo que su modelación será mostrada en la sección de resultados, mientras que aquellas relaciones que solo involucran las variables observables se muestran en la figura 3, donde se quiere entender la relación de las variables diferenciación, significancia y presencia hacia la predisposición de compra, ya que es esta última nuestra principal variable.

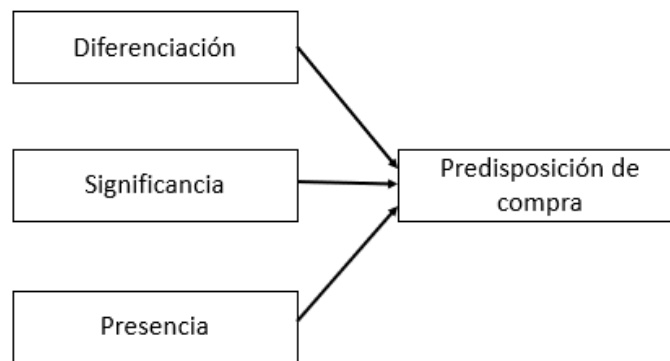


Figura 3. Relación entre la variable dependiente y las variables observadas.
Elaboración propia

Posteriormente a la especificación de las relaciones hipotéticas entre las variables observables y las variables latentes (factores), se estimaron los parámetros con la función “sem” del paquete lavaan en R y el método de máxima verosimilitud. Sobre los criterios de evaluación también se consideraron los índices de bondad de ajuste absoluto RMSEA y SRMR y aquellos de medida de ajuste incremental TLI y CFI. Con ello se validaron las relaciones significativas entre los constructos; así como también su respectiva magnitud. Cabe mencionar que luego de la evaluación del modelo, se procedió a verificar si era necesario alguna modificación para mejorarlo a través del paquete lavaan y la función “modificationindices”.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Antes de mostrar los resultados del modelamiento, se comentará brevemente una descripción de las variables, a partir de sus principales estadísticos. Las 18 variables que corresponden a los atributos de imagen son dicotómicas, toman el valor de 1 cuando la marca es asociada a dicho atributo y de 0 cuando no lo es. Con ello, se observa en la tabla 1 que la proporción en que una marca logra ser asociada a un atributo es muy similar para todos los atributos, lo que significaría también que estas variables provendrían de una distribución similar, fluctuando entre 0.21 y 0.34.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de atributos evaluados (variables dicotómicas)

Atributos	Proporción de respuestas que asocian el atributo a la marca
A1	0.26
A3	0.21
A6	0.34
A8	0.32
A9	0.23
A14	0.25
A17	0.28
A18	0.25
A19	0.20
A20	0.26
A21	0.30
A22	0.26
A23	0.27
A24	0.23
A25	0.24
A26	0.27
A27	0.22
A28	0.21

Así mismo, en la tabla 2, se muestran los principales estadísticos para las variables continuas: diferenciación, presencia y significancia, donde se observa una media y desviación estándar muy similar; sin embargo, su indicador de asimetría y curtosis muestran valores diferentes por lo que provendrían de distribuciones diferentes. Cabe mencionar que sus valores también consideran negativos, lo que indicaría que algunas personas muestran una percepción negativa sobre la marca cuando se la relaciona a estas variables. En cuanto a la predisposición de compra de una marca, los valores van desde 0 a 1 y se observa que en promedio una mujer muestra una baja predisposición (0.11), y el valor más alto que alcanza es de 0.53, la mitad del valor ideal.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos de las variables continuas

Atributos	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Asimetría	Curtosis
Predisposición de compra	0.11	0.08	0.01	0.53	1.25	1.29
Significancia	99.41	70.25	-153.65	466.51	0.75	-0.13
Diferenciación	100.08	70.76	-187.66	503.53	0.92	1.11
Presencia	99.97	72.66	-40.51	563.41	1.90	3.58

Conocido esto, procederá a exponer los resultados, que se dividen en: (1) identificación de los factores, a partir de las variables que miden los atributos de imagen de la marca, (2) Diagnóstico de las relaciones entre los factores y (3) Identificación del camino crítico.

4.1 Identificación de factores

El análisis paralelo sugirió 4 factores y a continuación se dará una referencia sobre cada uno de ellos según las cargas factoriales que se presentan en la tabla 3, ya que como se mencionó, por un aspecto de confidencialidad no se puede dar detalle de cada atributo que lo compone:

- **Factor - Emocional (MR1):** Este factor agrupó las variables más emocionales, que refieren a su relación con las mujeres. Las variables que la componen son 7: A3, A9, A14, A19, A23, A20 y A27.
- **Factor - Eficacia (MR2):** El segundo factor encontrado refiere un concepto de eficacia y calidad, teniendo atributos que se relacionan con el cumplimiento de lo que la marca ofrece. Los atributos que lo conformaron son 6: A1, A17, A18, A24, A25 y A26.

- **Factor - Vanguardista (MR3):** El tercer factor obtenido refiere a una marca en vanguardia, es decir que trae novedades y son los atributos A28 y A22 los que lo conforman. Cabe mencionar que el atributo A28 mostraba una mejor relación conceptual en este factor que en MR1 por lo que se optó en mantenerlo a pesar de que su mayor carga se encuentra en MR1.
- **Factor – Oferta (MR4):** Por último, el cuarto factor nos informa acerca de la variedad de los productos que se ofrecen, en cuanto a tipos y tonos necesarios. Los atributos que agrupa son 3: A6, A8 y A21.

Tabla 3. Cargas factoriales de Análisis Factorial

Atributos	MR1	MR2	MR3	MR4
A9	0.65	0.41	0.31	0.38
A3	0.63	0.52	0.26	0.33
A14	0.58	0.29	0.41	0.43
A19	0.61	0.55	0.27	0.33
A20	0.49	0.44	0.29	0.46
A23	0.53	0.45	0.32	0.44
A27	0.56	0.49	0.31	0.37
A1	0.46	0.66	0.25	0.4
A17	0.41	0.63	0.31	0.4
A18	0.45	0.65	0.28	0.4
A24	0.36	0.63	0.47	0.26
A25	0.33	0.72	0.21	0.35
A26	0.26	0.58	0.52	0.27
A22	0.47	0.33	0.53	0.46
A28	0.5	0.46	0.44	0.35
A6	0.33	0.42	0.3	0.68
A8	0.43	0.42	0.33	0.55
A21	0.54	0.37	0.18	0.59

Nota: Los atributos están ordenados de acuerdo con el factor donde presentan las cargas más altas, a excepción del atributo A28 que se dejó junto al atributo A22 para conformar el Factor 3 por tener una mejor relación conceptual.

Los constructos identificados con el AFE fueron posteriormente analizados con el AFC, donde se observa que todos los parámetros estimados de las relaciones entre las variables observables

(atributos) y las respectivas variables latentes son significativas (p-valor aproximadamente igual a 0).

En cuanto a la calidad del ajuste de este modelo de medida, se observa que cumple con los diferentes indicadores CFI, TLI, RMSEA y SRMR, de forma conjunta, los dos primeros indicadores alcanzan un valor igual a 1, mientras que el RMSEA y SRMR son menores e iguales a 0.05, según lo observado en la tabla 4.

Tabla 4. Indicadores de bondad de ajuste

Índice de ajuste	Valores
Modelo propuesto versus Modelo base:	
Comparative Fit Index (CFI)	1.000
Tucker-Lewis Index (TLI)	1.000
Root Mean Square Error of Approximation:	
RMSEA	0.016
Standardized Root Mean Square Residual:	
SRMR	0.018

Nota: El método de estimación del modelo fue de ULS. En cuanto a los indicadores se espera que el RMSE y SRMR sean los más cercanos a cero, mientras que el CFI y TLI sea cercano a 1.

4.2 Diagnóstico de las relaciones

De acuerdo con uno de los objetivos secundarios planteados en el presente trabajo, se verificó también las relaciones entre los constructos obtenidos en el análisis factorial (Emocional, Eficacia, Vanguardia y Oferta) y las variables observables Diferenciación, Significancia y Presencia. Para ello, se especificó las relaciones entre las variables latentes y observables (Significancia, Presencia, Diferenciación y PC) en base a conocimiento empírico del negocio el modelo teórico planteado en la Figura 4.

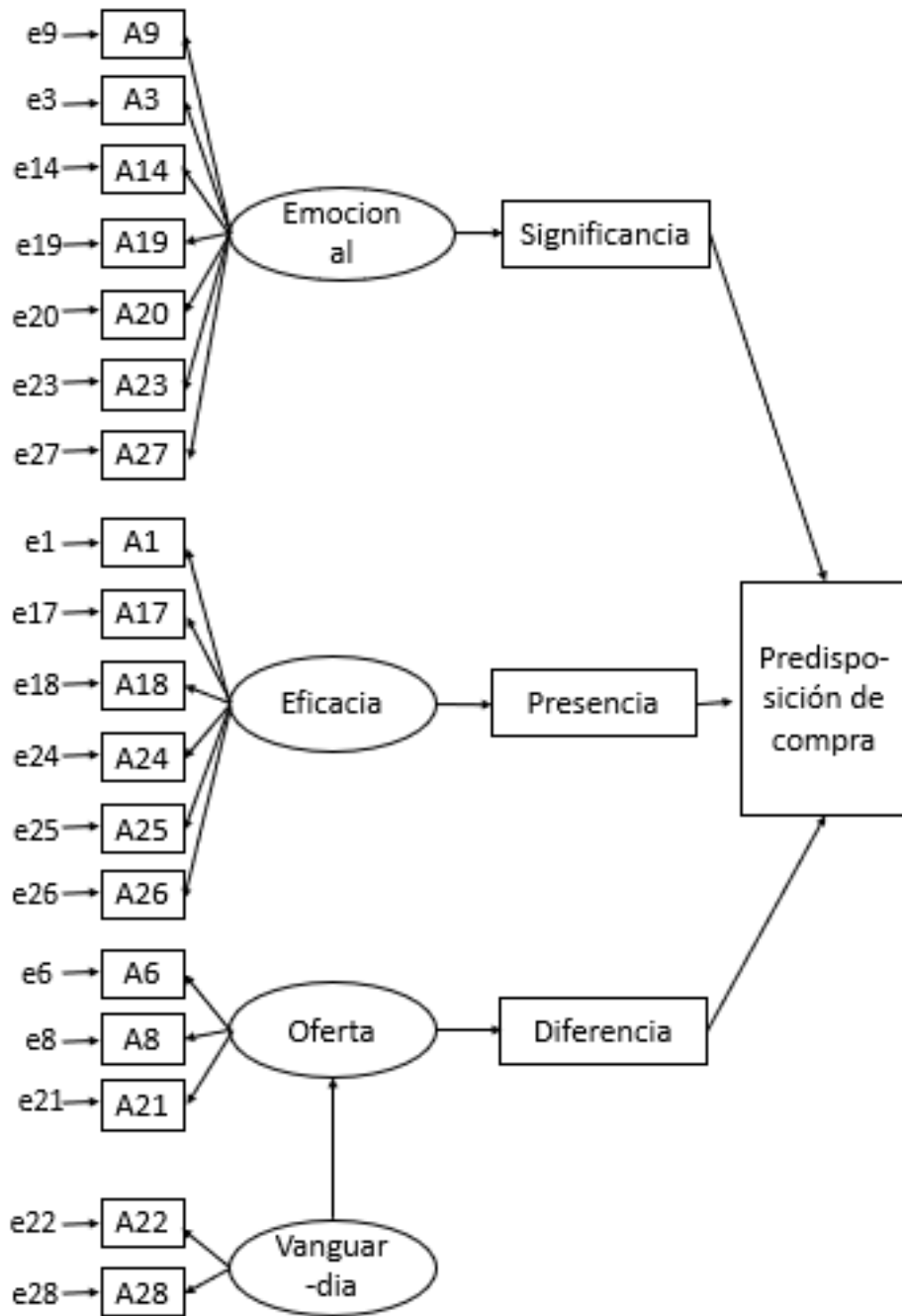


Figura 4. Modelo teórico de predicción de la predisposición de comprar un producto de belleza.

Luego de la estimación del modelo planteado, se observó que las relaciones provenientes del análisis factorial y aquellas relaciones causales propuestas empíricamente tienen efectos significativos, los cuales se pueden apreciar en el anexo 4 y la tabla 5, respectivamente. Es decir, las relaciones de las variables Presencia, Significancia y Diferenciación tienen un efecto directo y positivo sobre la Predisposición de compra (PC), mientras que las variables latentes

tienen un efecto indirecto y a través de las variables mencionadas previamente. Cabe mencionar que solo el factor “Oferta” recibe el efecto de otro factor, en este caso “Vanguardia”.

Tabla 5. Parámetros estimados del modelo estructural

Relaciones	Estimate	Std. Err	Z-Value	P (> z)
PC ~ Significancia	0.729	0.004	195.050	0.000
PC ~ Diferenciación	0.313	0.004	84.908	0.000
PC ~ Presencia	0.547	0.004	147.755	0.000
Significancia ~ Emocional	0.666	0.013	52.570	0.000
Diferenciación ~ Oferta	0.083	0.006	13.496	0.000
Presencia ~ Eficacia	0.296	0.014	20.793	0.000
Oferta ~ Vanguardia	2.815	0.144	19.610	0.000

Nota: Se muestran solo las relaciones entre los constructos y variables observables de interés del modelo estructural

Tabla 6. Indicadores de bondad de ajuste del modelo estructural completo

Índice de ajuste	Valores
Estadístico Chi-Cuadrado	2729.976
Grados de libertad	203
P-value (Chi-square)	0.000
Modelo propuesto versus Modelo base:	
Comparative Fit Index (CFI)	0.965
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.961
Root Mean Square Error of Approximation:	
RMSEA	0.050
Standardized Root Mean Square Residual:	
SRMR	0.037

Nota: El método de estimación del modelo fue de ULS. Se espera que el RMSE y SRMR sean los más cercanos a cero, mientras que el CFI y TLI sea cercano a 1.

Respecto a la evaluación de la calidad del modelo, los valores se muestran en la tabla 6, donde se observa que los indicadores TLI y CFI alcanzan valores altos, cercanos a 1 y por encima de 0.95 que es el mínimo requerido según el criterio. En cuanto al RMSEA y SRMR, ambos resultaron muy cercanos a cero y por debajo a 0.06, que el criterio menciona son valores óptimos, por lo que el modelo propuesto presenta un buen ajuste.

Tabla 7. Índices de modificación (Im) más representativos

Número	Estructura sugerida	Im
1	Significancia ~ PC	541.883
2	Significancia ~~ Presencia	352.580
3	Presencia ~ PC	350.195
4	Significancia ~Presencia	331.355
5	Presencia ~ Significancia	317.327
6	Significancia ~ ~ Diferenciación	287.310
7	Significancia ~ Diferenciación	285.266
8	Diferenciación ~ Significancia	220.617
9	Diferenciación ~ PC	211.036
10	Diferenciación ~ Eficacia	175.225
11	Eficacia ~ Diferenciación	149.942
12	A3 ~ A19	105.673
13	A26 ~ ~ Diferenciación	98.289
14	A24 ~~ A26	97.153
15	Oferta ~ Diferenciación	85.887

Nota: Se consideran solo los 15 IM más representativos, es decir que implican un mayor cambio en el estadístico Chi-cuadrado.

Al inspeccionar una posible re-especificación del modelo, las relaciones sugeridas a incluir por el programa R se encuentran en la tabla 7. A continuación, se mencionan las razones del porqué no se incluyeron en la estructura del modelo algunas de estas relaciones:

- Relaciones número 1, 3 y 9, donde la variable PC se encontraba como variable predictora de otra de las variables, debido a que no contribuye al objetivo del estudio, de identificar las posibles rutas para explicar la PC.
- Relaciones 12 y 14, que consiste en la relación causal entre atributos, puesto que los constructos no solo quedaron validados estadísticamente en la fase previa, sino también se determinó el uso de los atributos únicamente para estimar el factor. Sin embargo, podría considerarse un tema posterior a analizar, con el fin de evaluar una posible optimización de estas variables: se podrían fusionar o quedarse con un solo atributo a evaluar.
- Relación 13, donde el atributo A26 está correlacionado con la variable observable diferenciación, no se consideró ya que se espera que los atributos solo sean parte de la construcción de los factores y estos a su vez puedan expresar el concepto que mejor las represente. Por otro lado, la idea es también simplificar las diferentes rutas que construyan el entendimiento de la predisposición de compra.

- Por último, no se consideraron las relaciones 11 y 15, ambas refieren que Eficacia y Oferta es explicado por Diferenciación, lo que no termina de ser claro o con un sentido lógico. Considerando que los factores de Eficacia y Oferta refieren a aspectos funcionales y tangibles del producto, mientras que la variable de Diferenciación es un atributo relacionado a la marca y en base a la percepción que la marca ha generado en la mente del consumidor. Entonces se esperaba que la relación sea al revés; es decir, que la eficacia de los productos o la amplitud del portafolio de la empresa construyan a que la marca sea percibida diferente.

Entre las relaciones restantes se priorizó las correlaciones entre la variable Significancia y Presencia (relación 2) y Significancia y Diferenciación (relación 6), antes que las relaciones lineales en ambos sentidos (las relaciones entre 4 y 5, así como entre 7 y 8). Sin embargo, el modelo mostraba que la covarianza entre estas variables resultaba negativa, lo que resulta inconsistente.

Por último, se incluyó la estructura sugerida número 10, entre Diferenciación (variable “Y”) y Eficacia (variable “X”); sin embargo, al incluirlo el modelo mostró que la relación entre las variables Diferenciación y Oferta, donde Oferta es la variable independiente, resulta negativa, por lo que se realizó un nuevo ajuste al modelo obteniendo la estructura que se presenta en la figura 5.

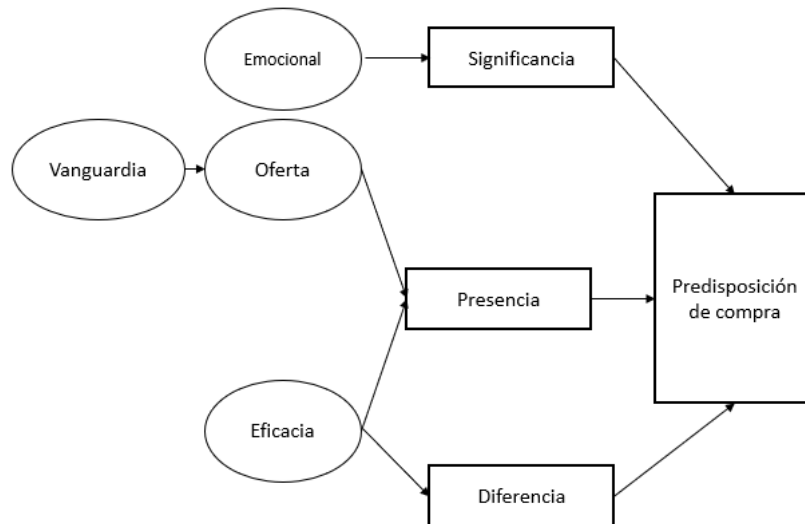


Figura 5. Diagrama de modelo estructural re-especificado
Elaboración propia

Respecto a los indicadores de bondad del nuevo modelo estos resultan mejores que en el modelo anterior, según la tabla 8, por lo que será el modelo para analizar, así mismo todas las relaciones resultan significativas.

Tabla 8. Indicadores de bondad de ajuste del modelo estructural completo

Índice de ajuste	Modelo Inicial	Modelo re-especificado
Estadístico Chi-Cuadrado	2729.976	2600.886
Grados de libertad	203	231
P-value (Chi-square)	0.000	0.000
Modelo propuesto versus Modelo base:		
Comparative Fit Index (CFI)	0.965	0.967
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.961	0.962
Root Mean Square Error of Approximation:		
RMSEA	0.050	0.048
Standardized Root Mean Square Residual:		
SRMR	0.037	0.036

Nota: El método de estimación del modelo fue de ULS. Se espera que el RMSE y SRMR sean los más cercanos a cero, mientras que el CFI y TLI sea cercano a 1.

Cabe mencionar que el último ajuste que se realizó al modelo, por la relación negativa entre las variables Diferenciación y Oferta, fue debido a la falta de un respaldo teórico y práctico que lo sustente, a pesar de que los indicadores de bondad de ajuste obtenidos mostraban valores más cercanos a lo recomendado. De haberse incluido esta relación al modelo, llegaríamos a la conclusión de que la amplia variedad de productos que presente una marca (diferentes estilos, colores, aromas, etc.) tiene un efecto negativo sobre la predisposición de su compra. Esto podría ser una conclusión equivocada ya que se esperaría que mientras una marca de belleza presente diferentes opciones para ajustarse a la variedad de gustos y estilos de las mujeres, tenga una mayor posibilidad de ser elegida en la compra.

4.3 Interpretación de los parámetros

Finalmente se tiene el diagrama Pathway donde se representan las relaciones significativas (Figura 6), como se mencionó anteriormente las otras relaciones que podría considerar el modelo como propuesta del análisis de SEM no tienen validez teórica.

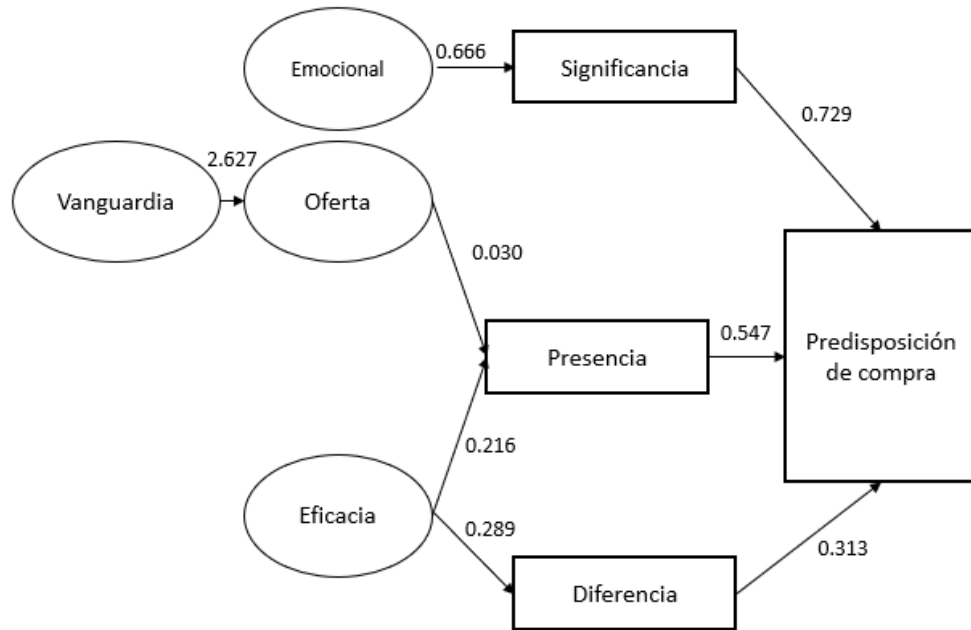


Figura 6. Diagrama de ruta, los valores sobre las rectas son los efectos estimados según el análisis SEM que resultan significativos y con sentido lógico.
Elaboración propia

Los efectos sobre la variable objetivo Predisposición de compra son:

- Las variables Significancia, Presencia y Diferencia tienen un efecto directo sobre la variable objetivo.
- Las variables Emocional, Eficacia, Oferta y Vanguardia tienen un efecto indirecto sobre la variable objetivo.

Es importante mencionar que el efecto indirecto es calculado como la multiplicación de los efectos que se encuentran a lo largo de la relación causal. Por ejemplo, el efecto de Emocional será calculado por la multiplicación de 0.666 y 0.729.

Luego de haber calculado todos los efectos, que se muestran en la tabla 9, se tiene que los de mayor a menor intensidad son: Significancia, Presencia, Emocional, Diferenciación, Eficacia, Vanguardia y Oferta, en ese orden. Cabe mencionar que, si bien los efectos directos son los más altos, se observa que el efecto del factor Emocional, que impacta sobre la Predisposición de compra a través de la variable Significancia, tiene un efecto mayor que la variable Diferenciación que si lo hace de forma directa.

Tabla 9. Efectos entre la predisposición de compra y las variables del modelo

Dependiente	Independiente	Efectos Directos	Efectos Indirectos	Totales
Predisposición de compra	Significancia	0.729	-	0.729
	Presencia	0.547	-	0.547
	Diferenciación	0.313	-	0.313
	Emocional	-	0.486	0.486
	Oferta	-	0.016	0.016
	Vanguardia	-	0.043	0.043
	Eficacia (a través de Presencia)	-	0.118	0.118
	Eficacia (a través de Diferenciación)	-	0.090	0.090

Nota: Los efectos totales son la suma de los efectos directos e indirectos, este cálculo se realizó para cada las variables endógenas del modelo

Como se comentó en el capítulo de marco metodológico, donde se describe el significado de las variables, la Significancia refiere a la conexión emocional entre la marca y la consumidora, que luego de obtenido el modelo se comprueba la gran importancia de esta relación del tipo emocional que debe construir la marca con la consumidora, que va más allá de la amplitud del portafolio (Oferta) y eficacia de los productos; es decir, la consumidora esperaría resolver con la marca una necesidad más emocional que funcional.

Otro aspecto importante es que la Eficacia resulta más relevante al construir Presencia que Diferenciación; es decir, se podría decir que se tiene un mayor impacto sobre la predisposición de compra de cierta marca, cuando al hablar de Eficacia se provoque que el consumidor piense rápidamente en dicha marca, que el hecho de ser percibida una marca diferente.

V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

La primera conclusión se encuentra relacionada a la identificación de los factores, donde los atributos de imagen que se evaluaron, para entender aquellos aspectos que caracterizan a las diferentes marcas de belleza, se agrupan en 4 grandes conceptos o territorios, los cuales son: aspecto emocional, eficacia, vanguardia y oferta. El aspecto emocional refiere a la conexión del consumidor con la marca y que su relación no sólo es transaccional; el territorio de eficacia, que es más del tipo funcional, explica la importancia de cumplir con el consumidor en aquello que se ofrece y las promesas alrededor del producto; el territorio de vanguardia nos muestra que una marca no puede mantenerse ofreciendo siempre lo mismo sino que constantemente debe innovar y traer cosas novedosas; por último se tiene la oferta que refiere a la amplitud y diversidad del portafolio. En el presente estudio se comprobó también que estos factores tienen un efecto significativo sobre la predisposición de compra, lo que significa también que la información recogida en el cuestionario es relevante al objetivo de entender las fortalezas y debilidades de las diferentes marcas a través de los atributos asociados.

En cuanto al entendimiento de la predisposición de compra de una marca de belleza, esta se construye a través de las variables de significancia, presencia y diferenciación; sin embargo, hasta aquí no tenemos nada nuevo, ya que esto se conocía previamente; pero se verificaron también otras relaciones importantes entre estas variables y los factores identificados, lo que contribuiría a explicar la predisposición de compra:

- El factor eficacia impacta sobre la variable presencia y diferenciación; es decir la activación de este factor ayudaría a lograr a que la marca venga rápidamente a la mente del consumidor, y también, aunque en menor medida, a que una marca sea considerada diferente a otras marcas del mercado.
- La oferta dada por la marca también genera presencia; es decir, el hecho de que el consumidor encuentre una amplitud de productos ofrecidos en cierta marca (tipos, colores, estilos, aromas, etc.) ayudarían a que recuerde rápidamente a esta marca.
- El factor vanguardia explica la variedad de la oferta de la marca; lo que se entendería como si una marca constantemente está innovando entonces esto contribuye a que se

- perciba también que contará con una oferta atractiva o de acuerdo con las necesidades del consumidor.

Por último, en cuanto a las estimaciones del efecto de estas relaciones, se tiene que la significancia es la variable que tiene un mayor impacto sobre la predisposición de compra de una marca de belleza, respecto a las demás variables. Esto implica la relevancia de la conexión emocional de la marca con el consumidor, e incluso por encima de variables del tipo funcional como la eficacia. Es así, que aquellas variables que contribuyan a construir significancia tomaran cierta relevancia sobre la predisposición, tal es el caso del factor emocional, que muestra un efecto mayor que la variable diferenciación, a pesar de que esta última variable tiene una relación directa sobre la variable objetivo.

5.2 Recomendaciones

- Si bien los factores identificados ayudan a explicar la predisposición de compra, se recomienda poder investigar también sobre otros territorios y cómo estos contribuyen al entendimiento de la variable objetivo, tales como ingredientes, canal de compra y precio. Así mismo, también ver estos mismos resultados por rangos de edad, entre ellos la generación X y millennials; además se podría ver el modelo por categorías, ya que los productos de belleza consideran diferentes tipos, tales como fragancia, maquillaje, tratamiento facial y corporal.
- La comunicación de la eficacia de los productos debe ir acompañada de una buena estrategia de publicidad, ya que se vio que su relevancia será efectiva a medida que se genere presencia en la mente del consumidor. Esta comunicación del producto debe estar enfocada en resolver una necesidad y garantizar la eficacia de esta.
- Se vio que es clave la conexión emocional que genere la marca con el consumidor, por lo que se recomienda que, en todos los medios de contacto, publicidad, canal, etc. se genere esta vinculación, generando una imagen de marca cercana, empática y que entienda lo que el consumidor necesita.

VI. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Angelucci, L. (2007). Análisis de Ruta: Conceptos básicos. *Analogías del Comportamiento*, 9(1), 31-59.
2. Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables* (Wiley-Interscience).
3. Calvo, C., Martínez, V., & Juanatey, O. (2013). Análisis de dos modelos de ecuaciones estructurales alternativos para medir la intención de compra. *Revista Investigación Operacional*, 34(3), 230-243.
4. Escobedo Portillo, M. T., Hernández Gómez, J. A., Estebané Ortega, V., & Martínez Moreno, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & trabajo*, 18(55), 16-22. <https://doi.org/10.4067/S0718-24492016000100004>.
5. Hayton, J. C., Allen, D. G., & Scarpello, V. (2004). Factor Retention Decisions in Exploratory Factor Analysis: A Tutorial on Parallel Analysis. *Organizational Research Methods*, 7(2), 191-205. <https://doi.org/10.1177/1094428104263675>
6. Herrero, J. (2010). El Análisis Factorial Confirmatorio en el estudio de la Estructura y Estabilidad de los Instrumentos de Evaluación: Un ejemplo con el Cuestionario de Autoestima CA-14. *Psychosocial Intervention*, 19(3), 289-300. <https://doi.org/10.5093/in2010v19n3a9>
7. Hoffmann, A. F., Stover, J. B., De la Iglesia, G., & Fernández, M. (2013). Correlaciones policóricas y tetracóricas en estudios factoriales exploratorios y confirmatorios. *Ciencias Psicológicas*, 7(2), 151-164.
8. Lloret, S., Ferreres, A., Hernández, A., & Tomás, I. (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: Una guía práctica, revisada y actualizada. *Anales de Psicología*, 30(3), 1151-1169. <https://doi.org/10.6018/analesps.30.3.199361>
9. Loehlin, J. C. (2004). *Latent variable models*. Lawrence Erlbaum Associates.
10. Medrano, L. A., & Muñoz-Navarro, R. (2017). Conceptual and Practical Approach to Structural Equations Modeling. *Revista digital de investigación en docencia universitaria*, 11(1), 212-233. <http://dx.doi.org/10.19083/ridu.11.486>

11. Oficina Económica y Comercial de la Embajada de España en Lima (2019). El mercado de cosmética e higiene personal en Perú. *ICEX España Exportación e Inversiones, E.P.E., M.P.*
12. Peña, N. (2014). El valor percibido y la confianza como antecedentes de la intención de compra online: El caso colombiano. *Cuadernos de Administración (Universidad del Valle)*, 30(51), 15-24. http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0120-46452014000100003&script=sci_abstract&tlng=es
13. Pérez, E. R., & Medrano, L. A. (2010). Análisis factorial exploratorio: Bases conceptuales y metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento (RACC)*, 2(1), 58-66. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3161108>.
14. Pérez, E.R., Medrano, L. A., & Sánchez, J. (2013). El Path Analysis: Conceptos básicos y ejemplos de aplicación. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento*, 5(1), 52-66.
15. Ruiz, Miguel A., & Pardo, Antonio, & San Martín, Rafael (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1),34-45. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=778/77812441004>

VII. ANEXOS

Anexo 1. Código en R respecto al análisis factorial (residuos mínimos cuadrado)

```
fa(datafact,nfactors=4, rotate = "varimax", cor="tet")
fa.diagram(fa(datafact,nfactors=4))
```

Anexo 2. Código en R respecto al análisis factorial confirmatorio

```
library(lavaan)
library(psych)

sat.model <- 'MR1 =~ A3 + A9 + A14 + A19 + A23 + A27 + A20
MR2 =~ A1 + A17 + A18 + A24 + A25 + A26
MR3 =~ A22 + A28
MR4 =~ A8 + A6 + A21
'

satcall1[,c("A1","A3", "A6","A8", "A9", "A14", "A17", "A18", "A19",
"A20", "A21", "A22", "A23", "A24", "A25", "A26", "A27", "A28")] <-
lapply(satcall1[,c("A1","A3", "A6","A8", "A9", "A14", "A17", "A18",
"A19", "A20", "A21", "A22", "A23", "A24", "A25", "A26", "A27", "A28")],
ordered)

atributos=c("A1","A3", "A6","A8", "A9", "A14", "A17", "A18", "A19",
"A20", "A21", "A22", "A23", "A24", "A25", "A26", "A27", "A28"

fit <- cfa(sat.model, data = datafact,ordered=atributos, estimator="ULS",
std.lv=TRUE, std.ov=TRUE)
summary(fit, fit.measures = TRUE)
```

Anexo 3. Código en R respecto al análisis Pathway

```
sat.model<- 'MR1 =~ A3 + A9 + A14 + A19 + A23 + A27 +A20
MR2 =~ A1+A17+A18+A24+A25+A26
```

```

MR4=~ A6+A8+A21
      MR3=~ A22+A28
      Power ~ M + D +S
      M ~ MR1
      D ~ MR2
      S ~ MR2 + MR4
      MR4 ~ MR3
,
fit<- sem(sat.model, data = satcall, std.lv=TRUE, std.ov=TRUE)
summary(fit, fit.measures = TRUE)
modificationindices(fit, maximum.number = 10)

```

Anexo 4. Salida en R del modelo Pathway inicial

```

Estimator                               ML
Optimization method                       NLMINB
Number of free parameters                  50

Model Test User Model:

Test statistic                            2729.976
Degrees of freedom                        203
P-value (Chi-square)                      0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)               0.965
Tucker-Lewis Index (TLI)                 0.961

Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)              -123024.108
Loglikelihood unrestricted model (H1)     -121659.120

Akaike (AIC)                             246148.217
Bayesian (BIC)                           246474.801
Sample-size adjusted Bayesian (BIC)      246315.918

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA                                     0.050
90 Percent confidence interval - lower    0.048
90 Percent confidence interval - upper    0.051
P-value RMSEA <= 0.05                    0.674

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR                                       0.037

Latent Variables:
      Estimate Std.Err z-value P(>|z|)
MR1 =~
  A3           0.767   0.012  63.689  0.000
  A9           0.751   0.012  61.861  0.000
  A14          0.701   0.012  56.205  0.000

```

A19	0.771	0.012	64.169	0.000
A23	0.744	0.012	60.971	0.000
A27	0.742	0.012	60.732	0.000
A20	0.701	0.012	56.227	0.000
MR2 =~				
A1	0.797	0.012	66.941	0.000
A17	0.774	0.012	64.162	0.000
A18	0.805	0.012	67.945	0.000
A24	0.730	0.012	59.005	0.000
A25	0.711	0.012	56.910	0.000
A26	0.660	0.013	51.597	0.000
MR4 =~				
A6	0.248	0.012	20.782	0.000
A8	0.253	0.012	20.823	0.000
A21	0.250	0.012	20.793	0.000
MR3 =~				
A22	0.726	0.012	58.322	0.000
A28	0.721	0.012	57.813	0.000

Regressions:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
Power ~				
M	0.729	0.004	195.050	0.000
D	0.313	0.004	84.908	0.000
S	0.547	0.004	147.755	0.000
M ~				
MR1	0.666	0.013	52.570	0.000
D ~				
MR4	0.083	0.006	13.496	0.000
S ~				
MR2	0.296	0.014	20.793	0.000
MR4 ~				
MR3	2.815	0.144	19.610	0.000

Anexo 5. Salida en R del modelo pathway final (re-especificado)

Estimator	ML
Optimization method	NLMINB
Number of free parameters	51

Model Test User Model:

Test statistic	2600.886
Degrees of freedom	202
P-value (Chi-square)	0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)	0.967
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.962

Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)	-122959.563
Loglikelihood unrestricted model (H1)	-121659.120
Akaike (AIC)	246021.127
Bayesian (BIC)	246354.243
Sample-size adjusted Bayesian (BIC)	246192.182

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA	0.048
90 Percent confidence interval - lower	0.047
90 Percent confidence interval - upper	0.050
P-value RMSEA <= 0.05	0.945

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR	0.036
------	-------

Parameter Estimates:

Standard errors	Standard
Information	Expected
Information saturated (h1) model	Structured

Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
MR1 =~				
A3	0.767	0.012	63.688	0.000
A9	0.751	0.012	61.867	0.000
A14	0.701	0.012	56.234	0.000
A19	0.771	0.012	64.163	0.000
A23	0.744	0.012	60.978	0.000
A27	0.742	0.012	60.725	0.000
A20	0.701	0.012	56.226	0.000
MR2 =~				
A1	0.797	0.012	66.946	0.000
A17	0.774	0.012	64.200	0.000
A18	0.805	0.012	67.989	0.000
A24	0.731	0.012	59.154	0.000
A25	0.712	0.012	57.071	0.000
A26	0.662	0.013	51.815	0.000
MR4 =~				
A6	0.265	0.012	22.881	0.000
A8	0.271	0.012	22.939	0.000
A21	0.267	0.012	22.899	0.000
MR3 =~				
A22	0.726	0.012	58.315	0.000
A28	0.721	0.012	57.817	0.000

Regressions:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
Power ~				
M	0.729	0.004	194.205	0.000
D	0.313	0.004	84.435	0.000
S	0.547	0.004	147.631	0.000
M ~				
MR1	0.666	0.013	52.536	0.000
D ~				
MR2	0.289	0.014	20.269	0.000
S ~				
MR2	0.216	0.042	5.134	0.000
MR4	0.030	0.015	1.957	0.050
MR4 ~				
MR3	2.627	0.123	21.407	0.000