

MÉTODOS Y TÉCNICAS CUALITATIVAS Y CUANTITATIVAS APLICABLES A LA INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS SOCIALES

COMITÉ CIENTÍFICO DE LA EDITORIAL TIRANT HUMANIDADES

Manuel Asensi Pérez

*Catedrático de Teoría de la Literatura y de la Literatura Comparada
Universitat de València*

Ramón Cotarelo

*Catedrático de Ciencia política y de la Administración de la Facultad de Ciencias Políticas y Sociología de la
Universidad Nacional de Educación a Distancia*

M^a Teresa Chenique Elizondo

*Catedrática de Lengua Española
Universitat de València*

Juan Manuel Fernández Soria

*Catedrático de Teoría e Historia de la Educación
Universitat de València*

Pablo Oñate Rubalcaba

*Catedrático de Ciencia Política y de la Administración
Universitat de València*

Juan Romero

*Catedrático de Geografía Humana
Universitat de València*

Juan José Tamayo

*Director de la Cátedra de Teología y Ciencias de las Religiones
Universidad Carlos III de Madrid*

Procedimiento de selección de originales, ver página web:

<http://www.tirant.net/index.php/editorial/procedimiento-de-seleccion-de-originales>

MÉTODOS Y TÉCNICAS CUALITATIVAS Y CUANTITATIVAS APLICABLES A LA INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS SOCIALES

Coordinadores

Karla Sáenz López
Gerardo t aMez González



TIRANT HUMANIDADES

México D.F., 2014

Copyright © 2014

Todos los derechos reservados. Ni la totalidad ni parte de este libro puede reproducirse o transmitirse por ningún procedimiento electrónico o mecánico, incluyendo fotocopia, grabación magnética, o cualquier almacenamiento de información y sistema de recuperación sin permiso escrito de los autores y del editor.

En caso de erratas y actualizaciones, la Editorial Tirant Humanidades publicará la pertinente corrección en la página web www.tirant.com (<http://www.tirant.com>).

© Karla Sáenz López
Gerardo Tamez González

© TIRANT HUMANIDADES MÉXICO
EDITA: TIRANT HUMANIDADES MÉXICO
Leibnitz 14
Colonia Nueva Anzures
Delegación Miguel Hidalgo
CP 11590 MÉXICO D.F.
Telf.: (55) 65502317
infomex@tirant.com
<http://www.tirant.com/mex>
<http://www.tirant.es>
ISBN: 978-84-16062-32-4
IMPRIME: Guada Impresores, S.L.
MAQUETA: Tink Factoría de Color

Si tiene alguna queja o sugerencia, envíenos un mail a: atencioncliente@tirant.com. En caso de no ser atendida su sugerencia, por favor, lea en www.tirant.net/index.php/empresa/politicas-de-empresa nuestro Procedimiento de quejas.

LA PRESENTE OBRA ES RESULTADO DE LA COLABORACIÓN EN RED DE LOS SIGUIENTES CUERPOS ACADÉMICOS Y GRUPOS DE INVESTIGACIÓN RECONOCIDOS:

MÉXICO

Universidad Autónoma de Nuevo León:
Gobierno y Gobernabilidad
Derecho Comparado
Métodos Alternos de Solución de Conflictos
Gestión y Política Educativa
Ciencias Políticas
Administración Pública
Mercados y Estudios Regionales Internacionales
Comunicación Política, Opinión Pública y Capital Social
Participación Ciudadana y Democracia
Innovaciones Organizacionales
Negocios Internacionales

ESPAÑA

Universidad de Murcia:
Trabajo Social y Servicios Sociales
Universidad Complutense de Madrid:
Comunicación y Sociología Social
Universidad Nacional de Educación a Distancia:
Trabajo Social, Historia, Derecho e Intervención Social

LA OBRA RECIBIÓ APOYO FINANCIERO DEL PROGRAMA PARA LA CONSOLIDACIÓN DE PROGRAMAS DOCTORALES PNP-C-CONACYT EN SEPTIEMBRE DE 2013. PARA EL PROGRAMA DE DOCTORADO EN FILOSOFÍA CON ORIENTACIÓN EN CIENCIAS POLÍTICAS DE LA FACULTAD DE CIENCIAS POLÍTICAS Y ADMINISTRACIÓN PÚBLICA DE LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN.

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	21
--------------------	----

PARTE I

METODOLOGÍA CIENTÍFICA

Capítulo 1

APROXIMACIÓN A LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

Antonio López Peláez

Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED) (Madrid, España)

1. INTRODUCCIÓN	25
2. CIENCIA Y LIBERTAD, DOS CARAS DE LA MISMA MONEDA	26
3. CIENCIAS SOCIALES E INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA	30
3.1. Emancipación e investigación científica:	30
3.2. Ciencias físicas y ciencias sociales	31
4. NUEVOS ÁMBITOS DE INVESTIGACIÓN: EL FUTURO Y LAS REDES SOCIALES	33
4.1. Prospectiva y ciencias sociales	33
4.2. Netnografía: ¿un nuevo enfoque para la investigación social?	37
5. REFERENCIAS	40

Capítulo 2

PROTOCOLO DE INVESTIGACIÓN

Arnulfo Sánchez García

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	44
2. LA CORTESÍA AL LECTOR	45
3. ¿QUÉ ES UN PROTOCOLO DE INVESTIGACIÓN? ¿PARA QUÉ ELABORARLO?	46
4. ¿CÓMO SE HACE UN PROTOCOLO DE INVESTIGACIÓN?: PARTES INDISPENSABLES QUE LO DEBEN INTEGRAR	47
4.1. El problema de investigación	49
4.2. Elaboración de la pregunta de investigación	50
4.3. Título	50
4.4. Los antecedentes	51
4.5. La justificación	52
4.6. Marco Teórico	52
4.7. Marco Conceptual	53
4.8. La hipótesis	54
4.8.1. La hipótesis nula	55
4.9. Objetivos	55

4.9.1. Deslinde conceptual entre el objetivo general y los objetivos específicos	56
4.9.2. ¿Cómo plantear los objetivos de investigación?	56
4.10. Comprobación de la hipótesis: El método	56
4.11. Plan de trabajo	57
4.12. Desglose Financiero	58
4.13. Fuentes	60
5. BIBLIOGRAFÍA	60

Capítulo 3

MANEJO DEL MARCO TEÓRICO MEDIANTE CONSTRUCTOS

Joel Mendoza Gómez

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	64
2. EL PAPEL DE LA TEORÍA EN LA INVESTIGACIÓN.....	65
2.1. Los elementos de la teoría	66
3. LA PERSPECTIVA SISTÉMICA DE LA CIENCIA	69
4. EL PROCESO DE DESARROLLO DE TEORÍA	69
5. LA RELACIÓN CAUSA-EFECTO ENTRE LAS VARIABLES Y SU ESTRUCTURA CAUSAL.....	71
6. EL ENFOQUE ORIENTADO AL CONSTRUCTO	72
6.1. Niveles de abstracción de los constructos	74
6.2. Constructos e indicadores. Variables medibles y no medibles.....	75
6.3. La operacionalización de conceptos.....	75
7. EL PAPEL DE LA REVISIÓN DE LITERATURA EN EL PROCESO DE INVESTIGACIÓN	76
7.1. La revisión de la literatura y el estado del arte	76
7.2. La revisión de literatura y el planteamiento del problema de investigación	76
7.3. La revisión de literatura y el marco teórico.....	77
8. EL CONTENIDO DEL MARCO TEÓRICO	78
8.1. Formulación de Marco teórico (derivado de la revisión de literatura) y Modelo Gráfico propuesto	78
9. LA RELACIÓN DEL PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA CON EL CAPÍTULO DE DISCUSIÓN EN UN DOCUMENTO CIENTÍFICO	80
10. CONCLUSIONES	81
11. REFERENCIAS	82

Capítulo 4

HABILIDADES INVESTIGATIVAS

Karla Annett Cynthia Sáenz López

Karla Eugenia Rodríguez Burgos

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	86
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA	87
3. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	88

4. PENSAMIENTO ORIGINAL E INNOVADOR	89
5. CONOCIMIENTO DE LA DISCIPLINA DE SU OBJETO DE ESTUDIO	89
6. MANEJO DE MARCO TEÓRICO	90
7. ACOPIO BIBLIOGRÁFICO	91
8. MANEJO DE MÉTODOS CUALITATIVOS DE INVESTIGACIÓN.....	91
9. MANEJO DE MÉTODOS CUANTITATIVOS DE INVESTIGACIÓN	92
10. ANÁLISIS DE DATOS	93
11. REDACCIÓN CIENTÍFICA	93
12. DIVULGACIÓN Y PUBLICACIÓN DE RESULTADOS	94
13. CONCLUSIONES	95
14. REFERENCIAS	95

Capítulo 5

LOS MÉTODOS TRADICIONALES APLICADOS A LAS CIENCIAS SOCIALES

Reyna Lizeth Vázquez Gutiérrez

Pedro Paul Rivera Hernández

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	98
2. ACEPCIONES SOBRE EL ESTUDIO DE LA REALIDAD SOCIAL	99
3. RELACIÓN ENTRE OBJETO Y SUJETO DE LA INVESTIGACIÓN SOCIAL .	101
4. MODELOS TRADICIONALES DE LA INVESTIGACIÓN EN LAS CIENCIAS SOCIALES	103
4.1. Modelo Hipotético-Deductivo	104
4.2. La Hermenéutica	106
4.3. Fenomenología	107
4.4. Etnografía	108
5. CONCLUSIONES	110
6. BIBLIOGRAFÍA	110

PARTE II

MÉTODOS CUALITATIVOS

Capítulo 6

RANKING DE EXPERTOS

Dr. Francisco Javier Gorjón Gómez

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	116
2. DENOMINACIÓN DEL MÉTODO	116
3. ENCUADRE DEL ANÁLISIS EN CASO ESPECÍFICO	117
3.1. Yuxtaposición de la teoría de los MASC y de la teoría de los Intangibles ..	117
3.2. Definición de los Intangibles	120
3.3. Clasificación y desarrollo taxonómico de los intangibles de los MASC	121
4. APLICACIÓN DEL MÉTODO EN CASO PRÁCTICO	122
4.1. Declaración del problema	122

4.2. Objetivos	122
4.3. Hipótesis	122
4.4. Instrumento	125
4.5. Aplicación del instrumento	128
4.6. Resultados	129
4.7. Resultado de intangibles-operadores	132
4.8. Resultado de intangibles-usuarios.....	135
4.9. Resultados de intangibles-procedimiento/administradores	137
4.10. Resultados totales unificados	140
4.11. Conclusiones	143
5. BIBLIOGRAFÍA	144

Capítulo 7

GRUPOS DE ENFOQUE

Karla Eugenia Rodríguez Burgos

Eva Leticia Gorjón Aguilar

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	148
2. VARIACIONES DE GRUPOS DE ENFOQUE	149
3. DISEÑO GENERAL DE LOS GRUPOS DE ENFOQUE	151
4. SELECCIÓN DE LOS PARTICIPANTES	153
5. DISEÑO DE CUESTIONARIO Y GUÍA DE DISCUSIÓN	154
6. ROLES DEL MODERADOR Y DEL SUPERVISOR	156
7. SELECCIÓN DEL ESPACIO FÍSICO	157
8. USO DE EQUIPO	158
9. TRANSCRIPCIÓN Y EVALUACIÓN DE LA INFORMACIÓN	159
10. RECOMENDACIONES Y FALLAS EN EL ESTUDIO.....	168
11. REFERENCIAS	170

Capítulo 8

LA ENTREVISTA EN PROFUNDIDAD

Karla Annett Cynthia Sáenz López

María Delia Téllez-Castilla

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	171
2. OBJETIVO DEL CAPÍTULO	173
3. DESARROLLO	173
4. MUESTRA	174
5. EJEMPLO	174
6. CODIFICACIÓN DE VARIABLES	174
7. EJEMPLO DE CODIFICACIÓN	175
8. INSTRUMENTO DE MEDICIÓN	175
9. EJEMPLO DE INSTRUMENTO	176
9. ANÁLISIS DE RESULTADOS	180

10. EJEMPLO DE RESULTADOS	181
11. REFERENCIAS	182

Capítulo 9

LA ENCUESTA

Adriana Verónica Hinojosa Cruz

Ricardo Alberto Rodríguez Larragoity

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	183
2. ACTITUD	184
3. ESCALA	186
4. ESCALA DE LIKERT	187
5. CUESTIONARIO O ENTREVISTA	188
6. CONSTRUCCIÓN DE LA ENCUESTA	191
7. CASO	194
8. FORMATO DE LA ENCUESTA	196
9. RESULTADOS	199
10. REFLEXIÓN FINAL	200
11. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	201

Capítulo 10

OBSERVACIÓN

Juan Carlos Centeno Maldonado

Daniel Javier de la Garza Montemayor

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. PRESENTACIÓN	204
1.1. Objetivo del capítulo	206
2. ¿QUÉ ES LA OBSERVACIÓN?	207
3. LA OBSERVACIÓN FUNDAMENTO DEL MÉTODO CLÍNICO	208
4. TIPOS DE OBSERVACIÓN	209
4.1. Directa	210
4.1.1. Ejemplo de observación directa	210
4.2. Indirecta	211
4.2.1. Ejemplo de observación indirecta	211
4.3. Participativa	211
4.3.1. Ejemplo de observación participativa	212
4.4. No participativa	212
4.4.1. Ejemplo de observación no participativa	212
4.5. Estructurada	213
4.5.1. Ejemplo de observación estructurada	213
4.6. No estructurada	213
4.6.1. Ejemplo de observación no estructurada	213
4.7. De campo	213
4.7.1. Ejemplo de observación de campo	214
4.8. De laboratorio	214

4.8.1. Ejemplo de observación de laboratorio	214
4.9. Individual	214
4.9.1. Ejemplo de observación individual	214
4.10. De equipo	215
4.10.1. Ejemplo de observación en equipo	215
5. REGISTRO DE LA OBSERVACIÓN	215
5.1. Ejemplo de formulario de registro	216
5.2. Bitácora	217
5.3. Ejemplo de bitácora.....	218
5.4. Impresiones y medición	218
5.5. Resultados	218
6. REFLEXIONES FINALES	218
7. REFERENCIAS	220

Capítulo 11

MÉTODO COMPARATIVO

Carlos Gómez Díaz de León

Elda Ayde de León de la Garza

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	224
2. EL PROCESO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA	225
3. LOS PROCESOS INDUCTIVOS Y DEDUCTIVOS	226
4. EL MÉTODO COMPARATIVO	228
5. ETAPAS EN LA APLICACIÓN DEL MÉTODO COMPARATIVO	229
6. MARCO TEÓRICO DE UN ANÁLISIS COMPARATIVO EN GESTIÓN PÚBLICA	230
6.1. Planteamiento del problema	233
6.2. Cuerpo de Hipótesis	235
6.3. Estudio 1: Competitividad Institucional Comparada en el ámbito nacional	236
6.4. Estudio 2: Competitividad institucional Municipal en Nuevo León	240
7. REFLEXIONES FINALES	249
8. REFERENCIAS	251

Capítulo 12

LOS GRUPOS DE DISCUSIÓN

Leticia Porto Pedrosa

José A. Ruiz San Román

Universidad Complutense de Madrid (UCM) (Madrid, España)

1. INTRODUCCIÓN	254
2. ¿QUÉ ES UN GRUPO DE DISCUSIÓN?	254
3. ESTRUCTURA GENERAL DE LOS GRUPOS	258
4. FASES EN LA REALIZACIÓN DE UN GRUPO DE DISCUSIÓN.....	259
4.1. Diseño	259
4.2. Composición	261

4.3. Funcionamiento	262
4.4. Interpretación y análisis de los datos	263
4.4.1. El modelo de Ibáñez	263
4.4.2. Los tres niveles del Colectivo IOÉ	264
4.4.3. Modelos de recogida de datos de Vallés	265
5. DINÁMICA DE LAS SESIONES	266
6. ANÁLISIS DEL PROCESO DE ANÁLISIS CUALITATIVO	268
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	271

Capítulo 13

ANÁLISIS E INTERVENCIÓN SOCIAL EN CONTEXTOS COMUNITARIOS

Enrique Pastor Seller
Universidad de Murcia (UM)

1. INTRODUCCIÓN	276
2. FUNDAMENTOS CONCEPTUALES Y METODOLÓGICOS	276
3. IMPULSANDO CAMBIOS SOCIALES SOSTENIBLES Y AUTÓNOMOS	278
4. CARACTERIZACIÓN COMUNITARIA Y CONSTITUCIÓN DEL GRUPO MOTOR DE DESARROLLO	279
5. ANÁLISIS DE NECESIDADES Y DE VIABILIDAD: CONSTRUYENDO ES- TRATEGIAS DE DESARROLLO	284
6. DISEÑO PARTICIPADO DE LA INTERVENCIÓN COMUNITARIA	286
7. EJECUCIÓN DE LOS PROYECTOS DE INTERVENCIÓN COMUNITARIA ..	288
8. EVALUACIÓN Y APRENDIZAJE DESDE LA SISTEMATIZACIÓN DE LAS PRÁCTICAS COMUNITARIAS	290
9. CONCLUSIONES	292
10. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	293

PARTE III

MÉTODOS CUANTITATIVOS

Capítulo 14

REGRESIÓN MÚLTIPLE

Dr. Eduardo Javier Treviño Saldívar
Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. DEFINICIÓN DE LA REGRESIÓN MÚLTIPLE	298
2. CLASIFICACIÓN O TIPO DE REGRESIÓN MÚLTIPLE	299
3. USOS O APLICACIONES DE LA REGRESIÓN MÚLTIPLE	300
4. CUÁNDO USAR LA REGRESIÓN MÚLTIPLE. ESTADÍSTICAS DE USO	301
5. EN QUÉ INVESTIGACIONES ES LO MÁS ADECUADO COMO TÉCNICA ..	302
6. LIMITACIONES DEL MÉTODO DE REGRESIÓN	303
7. TERMINOLOGÍA	305
8. CONSIDERACIONES EN EL DISEÑO DE UNA REGRESIÓN	306
9. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	308
10. BIBLIOGRAPHY	313

Capítulo 15

ANÁLISIS MULTIVARIANTE: MODELIZACIÓN CON ECUACIONES ESTRUCTURALES

Sergio Armando Guerra Moya

Rogelio Ponce Sánchez

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	316
2. ANTECEDENTES	317
2.1. Causalidad	317
2.2. Tipos de relaciones causales, análisis de trayectoria	318
2.2.1. Diagramas de ruta	319
2.2.2. Covarianzas, descomposición de covarianzas y correlaciones	320
2.2.3. Efectos directos, indirectos y totales	322
2.3. Elementos de Modelos: Variables y Parámetros	325
2.3.1. Notación utilizada en los SEM	328
3. MODELIZACIÓN CON ECUACIONES ESTRUCTURALES	329
3.1. Consideraciones generales	330
3.2. Pasos para la modelación con Ecuaciones Estructurales	332
4. MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES MÁS UTILIZADOS	340
4.1. Modelos para el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC)	341
4.2. Modelos para el Análisis de Trayectoria	343
4.3. Modelos Longitudinales	344
4.4. Modelos de muestreo múltiple.....	344
5. APLICACIONES DE LOS SEM	344
6. EJERCICIO: ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO MEDIANTE AMOS 20	345
7. REFERENCIAS	349

Capítulo 16

ESCALAMIENTO MULTIDIMENSIONAL

Salvador Alvidrez

Georgina Morales Cárdenas

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	352
2. CONCEPTOS BÁSICOS	352
2.1. Matriz de entrada: objetos-sujetos	354
2.2. Niveles de medida y dimensiones.....	356
3. ÁMBITOS DE APLICACIÓN.....	358
4. ANÁLISIS EMPÍRICO: REPRESENTACIONES ESQUEMÁTICAS DE MINO- RÍAS ÉTNICAS	359
4.1. Participantes	361
4.2. Procedimiento	361
4.3. Operacionalización de la información	362
4.4. Resultados y conclusiones	362
5. CONSIDERACIONES PARA FUTURAS APLICACIONES	367
6. REFERENCIAS	369

*Capítulo 17***ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS JERÁRQUICOS**

Claire Wright

Elisa Raquel Yllán Ramírez

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	372
2. SOBRE EL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS JERÁRQUICOS	372
2.1. ¿Para qué sirve?	372
2.2. ¿En qué consiste?	373
2.3. ¿Con qué datos se puede emplear?	376
2.4. ¿En qué campos de conocimiento se ha aplicado la técnica?	376
3. UN EJEMPLO PRÁCTICO DEL USO DE CONGLOMERADOS JERÁRQUI- COS	377
3.1. Planteamiento del problema	377
3.2. Diseño de la investigación	379
3.3. Primer paso: análisis de contenido	381
3.4. Segundo paso: análisis de conglomerados	383
3.5. Lecciones aprendidas a través del ejemplo	387
4. APORTES Y LIMITACIONES DEL MÉTODO DE CONGLOMERADOS JE- RÁRQUICOS	388
5. REFERENCIAS	389
6. ANEXO 1	391
7. ANEXO 2	392

*Capítulo 18***MÉTODO DE ANÁLISIS ESTRUCTURAL: MATRIZ DE IMPACTOS
CRUZADOS MULTIPLICACIÓN APLICADA A UNA CLASIFICACIÓN
(MICMAC)**

Xóchitl A. Arango Morales

Verónica A. Cuevas Pérez

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	394
2. QUÉ ES EL ANÁLISIS PROSPECTIVO	394
3. CARACTERÍSTICAS DEL MÉTODO MICMAC	397
4. PROCEDIMIENTO DEL MÉTODO MICMAC	398
5. RESULTADOS	415
6. CONCLUSIÓN	416
7. BIBLIOGRAFÍA	416

PARTE IV
**HERRAMIENTAS METODOLÓGICAS DE APOYO A LA INVESTIGACIÓN
 CIENTÍFICA**

Capítulo 19

ANÁLISIS DE CORRELACIONES BIVARIADAS Y PARCIALES CON SPSS

Oswaldo Leyva Cordero

María de los Ángeles Flores Hernández

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	422
2. DIAGRAMAS DE DISPERSIÓN	422
3. TIPOS DE COEFICIENTE DE CORRELACIÓN	426
3.1. Coeficiente de correlación de Pearson	426
3.1.1. Cálculo del coeficiente de correlación de Pearson	428
3.2. Coeficiente de correlación de Spearman.....	430
3.2.1. Cálculo del coeficiente de correlación de Spearman	431
3.3. Coeficiente de correlación Tau-b de Kendall	432
3.3.1. Cálculo del coeficiente de correlación de Tau-b de Kendall	432
4. CORRELACIONES PARCIALES	434
5. BIBLIOGRAFÍA	435

Capítulo 20

MUESTREO ESTRATIFICADO

José Segoviano Hernández

Gerardo Tamez González

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	438
2. MUESTREO ESTRATIFICADO	440
3. UN EJEMPLO	447
4. CONCLUSIONES	456
5. LISTA DE REFERENCIAS	457

Capítulo 21

NVIVO 10

Claire Wright

Alejandro Hinojosa

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1. INTRODUCCIÓN	460
2. SOBRE LA INVESTIGACIÓN CUALITATIVA	460
3. LOS PROGRAMAS INFORMÁTICAS DE ANÁLISIS DE DATOS TEXTUA- LES	461
3.1. CAQDAS	461
3.2. NVivo 10	463

4.	UN EJEMPLO PRÁCTICO DEL USO DE NVIVO 10	467
4.1.	Planteamiento del problema y antecedentes	467
4.2.	Teoría y aproximaciones anteriores	469
4.3.	Diseño de la investigación y textos recopilados	470
4.4.	El análisis de contenido cualitativo en N Vivo 10	470
4.5.	Lecciones aprendidas a través del análisis	474
5.	LÍMITES Y APORTES DE NVIVO 10	474
6.	REFERENCIAS	475

Capítulo 22

MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES POR EL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PARTIAL LEAST SQUARES-PLS)

Oswaldo Leyva Cordero

José T. Olague

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1.	MODELOS DE REGRESIÓN	480
2.	MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES	480
3.	LA TÉCNICA DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES PLS	482
4.	CRITERIOS PARA ESCOGER ENTRE PLS O BC	484
5.	APLICACIÓN DEL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PLS-PARTIAL LEAST SQUARES)	486
6.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	490
6.1.	Confiabilidad y validez del modelo de medida	491
6.2.	Valoración del modelo estructural	493
7.	DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	496
8.	BIBLIOGRAFÍA	497

Capítulo 23

APLICACIÓN DEL MÉTODO JI CUADRADA

Arturo Tavizón Salazar

José Segoviano Hernández

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

1.	INTRODUCCIÓN	500
2.	LA JI CUADRADA.....	501
3.	EJEMPLO DEL MÉTODO JI CUADRADA APLICADO A LA POLÍTICA GU- BERNAMENTAL	507
4.	CONCLUSIONES Y REFLEXIONES	514
5.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	515

MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES POR EL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PARTIAL LEAST SQUARES-PLS)

Oswaldo Leyva Cordero ¹

José T. Olague ²

Universidad Autónoma de Nuevo León (UANL) (Monterrey, México)

Resumen: La revisión de la literatura relativa al desarrollo de los modelos de ecuaciones estructurales ha puesto de manifiesto que su utilización ha crecido en el campo de las Ciencias Sociales, además de mostrar en ser una herramienta muy útil en la identificación de las relaciones de variables. Cada vez más los investigadores se están interesando en conocer no sólo las características fundamentales de esta metodología sino, también cuando pueden o deben ser aplicadas. Asimismo se muestran las características principales de la metodología de mínimos cuadrados parciales utilizada en la estimación de modelos estructurales con el programa SmartPLS.

El modelo de ecuaciones estructurales es un método multivariable que permite examinar simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, adicionalmente combinan aspectos de la regresión múltiple y análisis factorial para estimar una serie de relaciones de dependencia, pero a la vez interdependientes ya que las variables que son dependientes en una relación pueden ser independientes en otra relación dentro del mismo modelo.

Palabras clave: Ecuaciones estructurales, Regresión, Variables latentes, PLS

-
- ¹ Oswaldo Leyva Cordero. Doctor en Gerencia y Política Educativa por el Centro de Estudios Universitarios de Baja California, Profesor de Tiempo Completo de la Universidad Autónoma de Nuevo León, Doctorante en Filosofía con Orientación en Ciencias Políticas en la misma universidad, Perfil PROMEP, Líder del Cuerpo Académico en Gestión y Política Educativa, UANL. (oswaldo.leyva@uanl.mx).
- ² José T. Olague. Master Internacional de Turismo y Licenciado en Relaciones Internacionales. Estudiante de doctorado en Relaciones Internacionales, Negocios y Diplomacia. Profesor Asociado de la Universidad Autónoma de Nuevo León México donde desarrolla estudios sobre satisfacción del turista y calidad en servicios y destinos turísticos. (jose.olagued@uanl.edu.mx).

SUMARIO: 1. MODELOS DE REGRESIÓN. 2. MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES. 3. LA TÉCNICA DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES PLS. 4. CRITERIOS PARA ESCOGER ENTRE PLS O BC. 5. APLICACIÓN DEL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PLS-PARTIAL LEAST SQUARES). 6. ANÁLISIS DE RESULTADOS. 6.1. Confiabilidad y validez del modelo de medida. 6.2. Valoración del modelo estructural. 7. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES. 8. BIBLIOGRAFÍA.

1. MODELOS DE REGRESIÓN

Los métodos basados en la regresión han constituido la primera generación de técnicas para el contraste de hipótesis a través del análisis de datos empíricos. Así pues la regresión múltiple o el análisis de varianzas condujeron a gran parte de los estudios fundacionales de variedad de disciplinas a lo largo de la primera parte del siglo veinte. De acuerdo con Haenlein y Kaplan (2004) dichas técnicas presentan tres limitaciones importantes:

- a) *Postulan una estructura simple de modelo*, cuando la realidad puede considerarse como compleja donde a parte de la interacción entre multitud de variables pueden aparecer efectos moderadores o mediadores entre ellas.;
- b) *Asumen que todas las variables pueden considerarse como observables*, cuando en la realidad sólo variables como la edad o género son estrictamente observables; y
- c) *Conjeturan que todas las variables se miden sin error*, cosa que no existe en la realidad ya que siempre hay presente un error aleatorio o un error sistemático.

Debido a esas razones, a partir de los años setenta y definitivamente en los años ochenta se desarrolla la técnica de modelado con ecuaciones estructurales.

2. MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

En el año de 1921 el biólogo y estadístico Sewall Wright sienta las bases de lo que se conoce como análisis de trayectoria (o path analysis) consistente en una regresión múltiple expresada a través de un diagrama de flujo de la relación interdependiente entre variables (Wright, 1921). Posteriormente el aparecerá el modelado por ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, o SEM por sus siglas en inglés) obra de Karl Jöreskog, quien en 1970 presentó la primera formulación de un análisis de estructura de

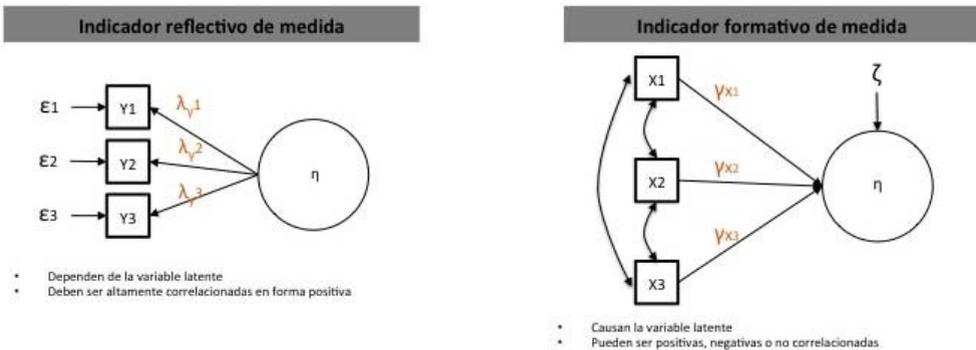
covarianza (Covariance Structure Analysis o CSA, por sus siglas en inglés) para la estimación de un sistema de ecuaciones estructurales lineales. En una publicación de 1973, Jöreskog unificó el análisis factorial, el análisis de estructuras de covarianza y el modelado de ecuaciones estructurales en un sólo modelo (Mateos-Aparicio, 2011). De acuerdo con Heinlein y Kaplan (2004) esta técnica constituye parte de una “segunda generación” y se distingue de las basadas en regresión debido a dos características:

1. Permite el modelado simultáneo de relaciones entre múltiples constructos independientes y dependientes (que pasan a denominarse variables latentes exógenas y endógenas); y
2. Permite al investigador construir variables no observables medidas por indicadores así como estimar el error de las variables observadas.

La técnica de ecuaciones estructurales se caracteriza por su construcción de modelos de investigación a través de la transformación de conceptos teóricos y derivados en variables no observables (latentes) y la transformación de conceptos empíricos en indicadores. Ambos se relacionan entonces a través de hipótesis que quedan expresadas gráficamente por diagramas de trayectoria (Henlein & Kaplan, 2004). Las direcciones de las relaciones entre una variable latente y sus indicadores, determinan el tipo de variables latente.

A continuación se muestran en la figura 1 las características de los dos tipos de indicadores según su direccionalidad: a) indicadores reflectivos, que dependen de la variable latente y b) indicadores formativos, que causan a la variable latente.

Figura 1
Características de los indicadores reflectivos y formativos



Fuente: Haenlein y Kaplan, 2004, p. 289.

El uso del modelado de ecuaciones estructurales requiere una estimación de parámetros para el cual existen diferentes opciones. Desde su introducción en los años setentas la opción más utilizada para la estimación de parámetros se ha basado en el ajuste de la matriz de covarianzas. De acuerdo con Lee et al. (2011) se mide la “bondad de ajuste” de la matriz de covarianzas del modelo predictivo contra la matriz de covarianzas obtenida empíricamente de la población (vía la muestra representativa) por consiguiendo las variables latentes típicamente se presentan de forma reflexiva (con el constructo no observable afectando las mediciones observadas). El objetivo es pues maximizar la reproducción de las covarianzas para explicar la covariación de todos los indicadores. El uso de la covarianza para estimar los parámetros del modelo estructural supone que se cumplan una serie de hipótesis sobre la normalidad en la distribución de los datos así como contar con una gran cantidad de observaciones. Ante la ‘rigidez’ de esta técnica de modelado, aparece la técnica de mínimos cuadrados parciales como alternativa.

3. LA TÉCNICA DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES PLS

Puede trazarse el origen de las técnicas de mínimos cuadrados parciales al trabajo de Herman Wold, investigador noruego del área de econometría que en 1977 creó la versión definitiva del algoritmo PLS (Geladi, 1988). Las primeras aplicaciones del mismo se dieron en ciencias económicas, específicamente en el campo de la econometría.

Una de las mayores ventajas del uso de PLS en ecuaciones estructurales lo constituye su forma de realizar la regresión para la estimación del modelo interior (modelo de medición).

De acuerdo con Mateos-Aparicio (2011) la regresión por mínimos cuadrados parciales se utiliza para una reducción de dimensiones del conjunto de variables explicativas. Por muchos años se ha recurrido al método de componentes principales con la finalidad de crear un nuevo conjunto de variables como combinación lineal de las originales eliminando la multicolinealidad. Cuando se aplica este método para una regresión se denomina regresión de componentes principales (Principal Components Regression o PCR, por sus siglas en inglés). Dado que este análisis se aplica únicamente sobre la variable independiente no hay garantía de que los componentes principales sean también pertinentes para explicar la variable dependiente. Como respuesta a esta condición, la regresión de PLS identifica los compo-

nentes principales de la variable independiente que también sean los más adecuados para explicar la variable dependiente. La regresión PLS intenta obtener variables latentes de manera que contengan la mayor parte de la variación de las variables independiente observadas de manera que también puedan usarse para modelar la variable dependiente.

El modelo de regresión PLS busca específicamente predecir variables dependientes, por lo que, en opinión de diversos autores, resulta de especial utilidad para propósitos de análisis causal predictivo en situaciones de alta complejidad con poco desarrollo teórico, a diferencia de la PCR desarrollado únicamente para la reducción de dimensiones de la variable independiente.

El modelado de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales presenta diferencias fundamentales con su contraparte basada en covarianzas (BC) siendo la principal la forma de estimar los parámetros del modelo ya que mientras la técnica BC se sirve de la “bondad de ajuste” de las matrices de covarianza, en PLS se maximiza la varianza explicada de las variables endógenas latentes estimando las relaciones parciales del modelo en una secuencia iterativa de regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (Hair, Sarstedt, Ringle & Mena, 2012).

Además de acuerdo con Lee et al. (2011) existen otra serie de diferencias fundamentales:

1. *El objetivo del análisis total.* Cuando se utiliza el método BC el objetivo es demostrar que la hipótesis nula del modelo propuesto es plausible al tiempo que se rechazan las hipótesis nulas de no efecto específicas de trayectoria. Cuando se utiliza PLS el objetivo es rechazar un conjunto de hipótesis nulas de no efecto específicas de trayectoria;
2. *El objetivo del análisis de varianza.* Cuando se utiliza el método BC se busca ajustar el modelo completo a los datos a través de varios índices de ajuste, mientras que utilizando PLS el objetivo es la varianza explicada;
3. *Técnica de estimación.* Para BC se encuentra muy difundida la técnica de máxima verosimilitud. Para PLS la técnica utilizada es la de mínimos cuadrados ordinarios;
4. *Tipo de maximización.* En la técnica BC se maximiza la reproducción de la covarianza entre variables en tanto que en PLS se maximiza la predicción de las puntuaciones originales brutas.

5. *Presunciones.* Para utilizar la técnica BC se asume una distribución normal típicamente multivariada y observaciones independientes (es paramétrica) mientras que PLS es no paramétrica.
6. *Fuente de los datos.* PLS admite el uso de datos secundarios.
7. *Tamaño de la muestra.* En el caso de BC las muestras pequeñas pueden no converger mientras que las muestras muy grandes pueden inducir un sesgo en la estadística de bondad de ajuste. En el caso de PLS las muestras muy grandes no provocan sesgo.

Dadas estas características es de esperarse que la utilización de PLS se preste especialmente para su utilización en el estudio de fenómenos de determinadas disciplinas. En el caso de las ciencias sociales, la utilización de PLS supone ciertas ventajas (Long Range Planning, 2012):

1. En ciencias sociales, la realidad se caracteriza por el tamaño limitado de las muestras y el desarrollo teórico insipiente (contrario a las exigencias del método BC).
2. Disciplinas sociales como mercadotecnia, comportamiento organizacional, planeación estratégica o gestión de sistemas de información aplican medición de tipo formativo mucho más difícil de utilizar con el método BC.

4. CRITERIOS PARA ESCOGER ENTRE PLS O BC

Realizar la estimación de un modelo de ecuaciones estructurales ya sea a través de ajuste en la matriz de covarianzas o a través de mínimos cuadrados parciales dependerá de los objetivos de investigación, dependiendo principalmente de la calidad del marco teórico precedente y de los fines confirmatorios o exploratorios del estudio. Hair et al. (2011) emiten una serie de criterios para orientar a los investigadores en su decisión de utilizar PLS o BC:

Objetivos de investigación:

- Si el objetivo es predecir constructos fundamentales (explicativos o explicados), escoger PLS.
- Si el objetivo es poner a prueba una teoría, conformación de una teoría o comparación entre teorías alternativas, escoger BC.
- Si la investigación es exploratoria o una extensión de una teoría estructural existente, escoger PLS.

Especificaciones del modelo de medición:

- Si hay constructos formativos como parte del modelo estructural, escoger PLS. (También se pueden utilizar constructos formativos con BC pero requieren tener en cuenta complicadas reglas de especificación.)
- Si los términos de error requieren especificación adicional, como covariación, escoger BC.

Modelo estructural:

- Si el modelo estructural es complejo (muchos constructos con muchos indicadores), escoger PLS.
- Si el modelo es no recursivo, escoger BC.

Características de los datos y algoritmo:

- Si los datos reúnen los supuestos necesarios para BC de forma exacta (tamaño de la muestra, normalidad, etc.) escoger BC; de otra manera, PLS.
- Tamaño de la muestra:
 - Si el tamaño de la muestra es muy pequeño, escoger PLS. Con grandes conjuntos de datos los resultados obtenidos con PLS y BC son similares, siempre y cuando se utilicen un gran número de indicadores para medir los constructos latentes.
 - El tamaño de muestra mínimo para PLS debe ser igual al mayor de los siguientes dos aspectos:
 - ♣ Diez veces el número mayor de indicadores formativos utilizados para medir un constructo; o bien
 - ♣ Diez veces el mayor número de trayectorias estructurales dirigidas hacia un constructo latente en particular en el modelo estructural.
- Si los datos son anormales en cualquier magnitud, usar PLS; de otra manera, bajo condiciones de normalidad en los datos, los resultados en PLS y en BC son similares, con BC arrojando resultados más precisos en la estimación del modelo.
- Si no se cumplen los supuestos exigidos por BC (especificación del modelo, identificación, no convergencia, supuestos en la distribución de los datos) puede usarse PLS como aproximación a los resultados de BC.

- Los resultados con PLS y con BC debe ser parecidos; de no ser así debe revisarse la especificación del modelo para asegurar una correcta aplicación de BC, si no los resultados de PLS son buena aproximación a los de BC.

Evaluación del modelo:

- Si se necesita utilizar las puntuaciones de las variables latentes en análisis posteriores, PLS es la mejor técnica.
- Si la investigación requiere un criterio de bondad de ajuste global, BC es la mejor técnica.
- Si no se necesita poner a prueba la invariabilidad del modelo de medición, usar BC

5. APLICACIÓN DEL MÉTODO DE MÍNIMOS CUADRADOS PARCIALES (PLS-PARTIAL LEAST SQUARES)

Es importante que antes de utilizar el método de mínimos cuadrados parciales, nos aseguremos de aplicar un proceso de calidad y refinamiento al grupo de datos, así como de contar con el modelo conceptual de la investigación. Sin embargo una de las características de PLS es que puede funcionar con tamaños de muestra pequeños, así como con modelos complejos, sin que esto conlleve a problemas de convergencia y consistencia.

El modelo de ecuaciones estructurales nos va a permitir examinar todas las variables relevantes simultáneamente, además de evaluar el modelo teórico de la investigación y examinar la significancia de las hipótesis en el modelo.

EL modelo de ecuaciones estructurales se componen de dos elementos:

1. El modelo de medida, en el cual se analizan las cargas factoriales de las variables observables (indicadores) con relación a sus correspondientes variables latentes (constructo). En esta estructura se evalúa la fiabilidad y validez de las medidas del modelo teórico.
2. El modelo estructural en el cual se analizan las relaciones de causalidad entre las variables latentes independientes y dependientes.

Las variables latentes o no observable son aquellas que no pueden ser medidas directamente y se representan con la letra griega ξ (variables exógenas) que actúan como variables predictoras de constructos endógenos y se representan con η . Los errores se indican con δ y ϵ respectivamente.

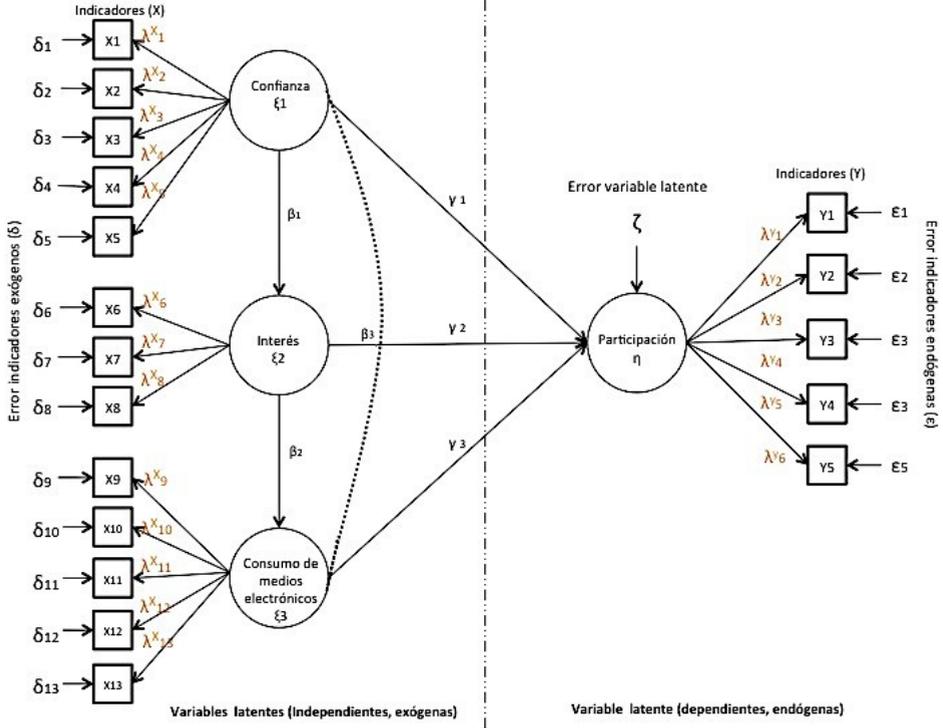
A continuación se detalla la descripción de variables y los símbolos con los que se representan:

Tabla 1
Variables utilizadas en el modelo de relaciones

Variable	Nombre	Descripción
X	Equis	Indicadores exógenos predictores
ξ	xi	Variable latente exógena (independiente)
Y	Ye	Indicadores de las variables endógenos
η	Eta	Variable latente endógena (dependientes)
β	Beta	Relación variable latente exógena con variables latente exógena
γ	Gamma	Relación variable latente exógena con variables latentes endógena
ζ	Zeta	Error en el modelo estructural
λ	Lambda	λ^x Cargas de los indicadores con la variable latente exógena λ^y Cargas de los indicadores con la variable latente endógena
δ	Delta	Errores de indicadores exógenos
ϵ	Épsilon	Error indicadores endógenas

Posteriormente se desarrolla el diagrama estructural del modelo, el cual representa todas las relaciones del modelo teórico como se muestra en la figura 2 y se le conoce con el nombre de “path diagram”.

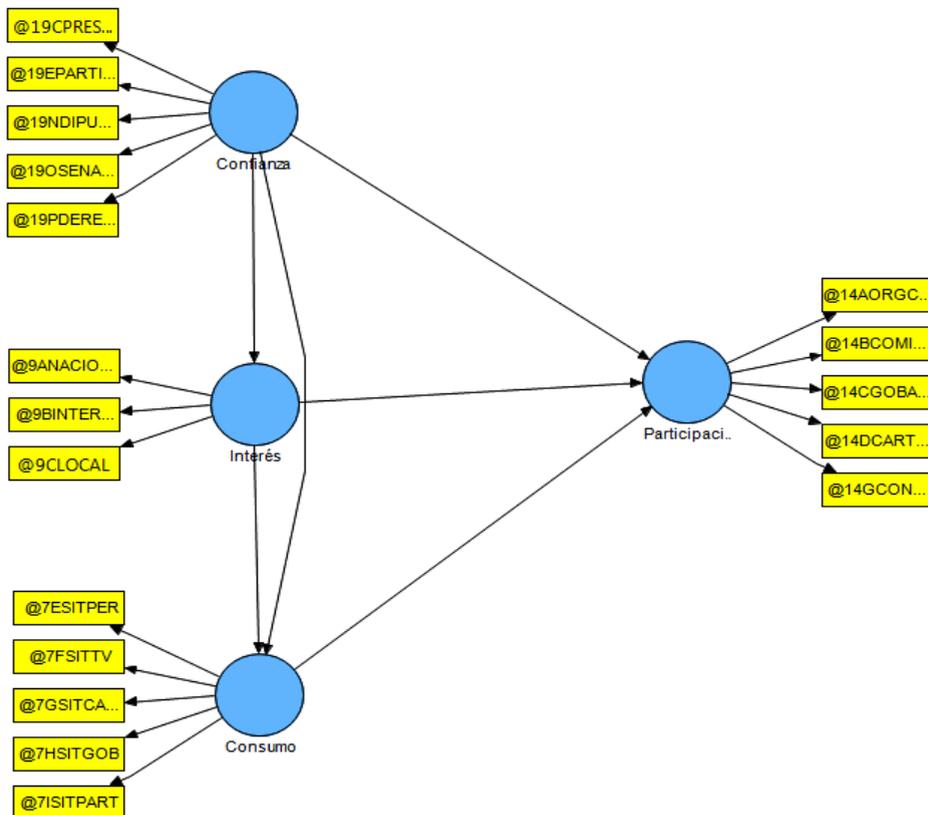
Figura 2
Modelo de Ecuaciones Estructurales



Fuente: Elaboración propia

Como siguiente paso se captura el diagrama estructural en el programa de ecuaciones estructurales por mínimos cuadrados parciales SmartPLS, como se muestra en la figura 3.

Figura 3
Modelo Estructural SmartPLS



Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Como resultado del diagrama se establecen las ecuaciones lineales que definan las relaciones entre las variables latentes:

Indicadores exógenos		
ξ_1 (Confianza)	ξ_2 (Interés)	ξ_3 (Consumo)
$X_1 = \lambda_{11}^x \xi_1 + \delta_{11}$	$X_6 = \lambda_{62}^x \xi_2 + \delta_{62}$	$X_9 = \lambda_{93}^x \xi_3 + \delta_{93}$
$X_2 = \lambda_{22}^x \xi_1 + \delta_{22}$	$X_7 = \lambda_{72}^x \xi_2 + \delta_{72}$	$X_{10} = \lambda_{103}^x \xi_3 + \delta_{103}$
$X_3 = \lambda_{33}^x \xi_1 + \delta_{33}$	$X_8 = \lambda_{82}^x \xi_2 + \delta_{82}$	$X_{11} = \lambda_{113}^x \xi_3 + \delta_{113}$
$X_4 = \lambda_{44}^x \xi_1 + \delta_{44}$		$X_{12} = \lambda_{123}^x \xi_3 + \delta_{123}$
$X_5 = \lambda_{55}^x \xi_1 + \delta_{55}$		$X_{13} = \lambda_{133}^x \xi_3 + \delta_{133}$

Indicadores endógenos
η_1 (Participación)
$Y_1 = \lambda^y_1 \eta_1 + \varepsilon_1$ $Y_2 = \lambda^y_2 \eta_1 + \varepsilon_2$ $Y_3 = \lambda^y_3 \eta_1 + \varepsilon_3$ $Y_4 = \lambda^y_4 \eta_1 + \varepsilon_4$ $Y_5 = \lambda^y_5 \eta_1 + \varepsilon_5$

Finalmente, la relación entre las variables latentes endógenas y exógenas queda de la siguiente manera:

$$\eta_1 = \gamma_1 \xi_1 + \gamma_2 \xi_2 + \gamma_3 \xi_3 + \zeta_1 \text{ (Participación = Confianza + Interés + Consumo + Error)}$$

$$\xi_2 = \beta_1 \xi_1 + \text{error (Interés = Confianza + error)}$$

$$\xi_3 = \beta_2 \xi_2 + \text{error (Consumo = Interés + error)}$$

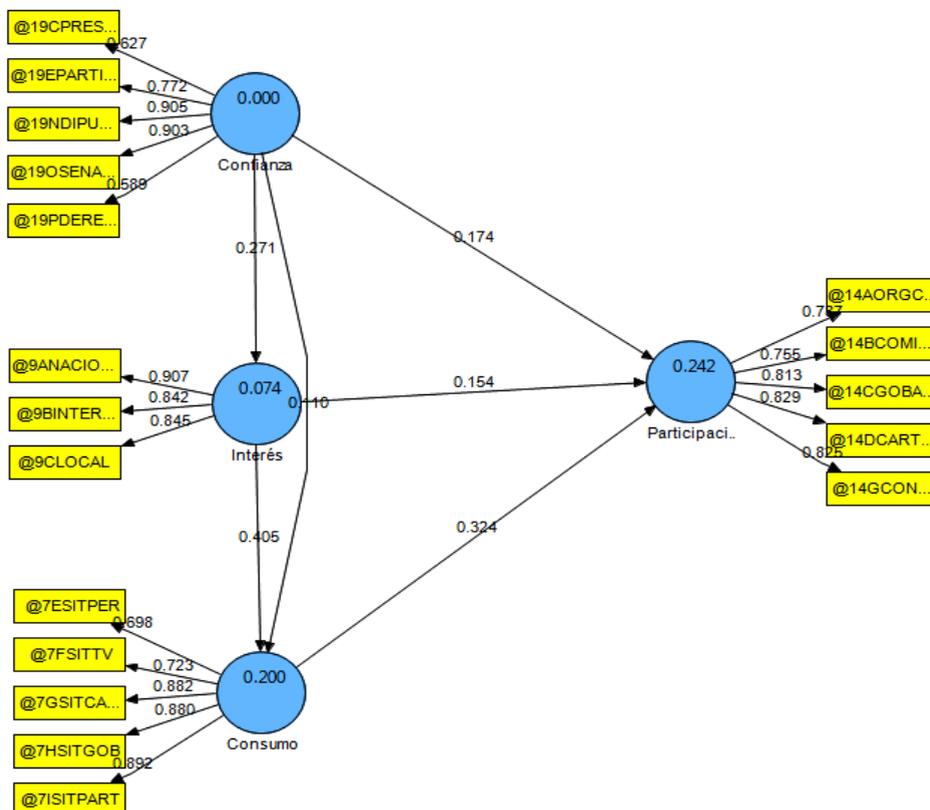
$$\xi_3 = \beta_3 \xi_1 + \text{error (Consumo = confianza + error)}$$

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El análisis e interpretación de resultados del modelo se realiza en dos etapas a partir de los resultados obtenidos con el programa SmartPLS:

1. Confiabilidad y validez del modelo de medida
2. Valoración del modelo estructural

Figura 4
Modelo Estructural SmartPLS



Fuente: Elaboración propia en software PLS.

6.1. Confiabilidad y validez del modelo de medida

En esta etapa se debe realizar el análisis de la fiabilidad individual del ítem, la consistencia interna, la validez convergente.

La fiabilidad del ítem se establece a través de las correlaciones simples entre los indicadores con su respectivo constructo. Las varianzas de las variables serán explicadas a través del valor de la Commuality, el valor esperado deberá de ser de 0.50 o mayor. Y en el caso que no cumplan con este criterio es necesario considerar eliminarlo.

Asimismo la confiabilidad evalúa la consistencia interna de las variables latentes a partir de sus indicadores, y puede ser determinada por el Alfa de

Cronbach y la Confiabilidad Compuesta del constructo, el criterio de medición de ambas es alrededor de 0.70, como se muestra en la Tabla 2. Los valores menores a 0.70 indican falta de confiabilidad (Henseler, Ringle & Sinkovics, 2009). Es importante mencionar que este tipo análisis de confiabilidad se aplica solamente a variables latentes con indicadores reflectivos.

Tabla 2
Consistencia interna de los indicadores. SmartPLS

Variable latente	AVE	Composi- te Relia- bility	R Squa- re	Cronbachs Alpha	Communa- lity	Redundancy
Confianza	0.5943	0.8766	0.0000	0.8209	0.5943	0.0000
Consumo	0.6715	0.9100	0.2002	0.8757	0.6715	0.0241
Interés	0.7484	0.8991	0.0737	0.8325	0.7484	0.0535
Participa- ción	0.6438	0.9003	0.2417	0.8620	0.6438	0.0437

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Con respecto a la validez convergente se denota por el AVE (Varianza Extraída Media), esta característica significa que un conjunto de ítems representan a un constructo. El criterio indica que las variables latentes deben de ser superiores a 0.50 y con ello pueden explicar al menos la mitad de la varianza de sus indicadores (Henseler, Ringle & Sinkovics, 2009). En la tabla 3 se observa que todas las variables latentes cumplen con la validez convergente.

Tabla 3
AVE variables latentes. SmartPLS

Variable latente	AVE	Composite Reliability	R Square	Cronba- chs Alpha	Communa- lity	Redundan- cy
Confianza	0.5943	0.8766	0.0000	0.8209	0.5943	0.0000
Consumo	0.6715	0.9100	0.2002	0.8757	0.6715	0.0241
Interés	0.7484	0.8991	0.0737	0.8325	0.7484	0.0535
Participa- ción	0.6438	0.9003	0.2417	0.8620	0.6438	0.0437

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Posteriormente se comprueba el peso de cada uno de los ítems asociados a las variables latentes, para observar si miden el constructo apropiado. La verificación se realiza por fila y se identifica si su peso está cargando al constructo que pertenece, como se muestra en la tabla 4.

Tabla 4
Pesos cruzados de los ítems. SmartPLS

Indicador (ítems)	Confianza	Consumo	Interés	Participación
@14AORGCIVIL	0.2468	0.3578	0.3368	0.7868
@14BCOMITÉ	0.1896	0.3221	0.1714	0.7554
@14CGOBALC	0.2785	0.3331	0.2611	0.8132
@14DCARTAS	0.1600	0.3414	0.2371	0.8285
@14GCONTACTOPERSONA	0.2579	0.3634	0.3357	0.8254
@19CPRESMUN	0.6274	0.1457	0.1817	0.2065
@19EPARTIDOS	0.7719	0.1585	0.2014	0.2677
@19NDIPUTADOS	0.9048	0.1899	0.2328	0.2466
@19OSENADORES	0.9033	0.2225	0.2314	0.2700
@19PDERECHOSHUM	0.5894	0.1077	0.2089	0.0493
@7ESITPER	0.0859	0.6978	0.4112	0.2060
@7FSITTV	0.1458	0.7231	0.2758	0.2573
@7GSITCAND	0.1687	0.8821	0.3535	0.4048
@7HSITGOB	0.2277	0.8797	0.3624	0.4275
@7ISITPART	0.2447	0.8921	0.3818	0.4141
@9ANACIONAL	0.2186	0.3956	0.9065	0.2718
@9BINTERNACIONAL	0.1999	0.3511	0.8419	0.2375
@9CLOCAL	0.2767	0.3779	0.8454	0.3633

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

6.2. Valoración del modelo estructural

En la segunda etapa del análisis de resultados se evalúa el modelo estructural y se realiza a través de la R^2 y los coeficientes path estandarizados β .

El método PLS hace énfasis en el análisis de la varianza explicada. El coeficiente de determinación R^2 es el porcentaje de variación de la variable dependiente (endógenas) explicada por la variable independiente (exógenas). El coeficiente de determinación puede variar de 0 a 1. Un valor cercano a 0 indica una pequeña asociación, por lo que las relaciones que se dan en este caso tiene un bajo nivel predictivo. Un valor cercano a 1 significa una fuerte asociación. El poder predictivo es evaluado con el R^2 de cada variable latente, en el caso de la variable endógena participación se obtuvo un valor de .341713, siendo estadísticamente significativo como se observa en la tabla 5.

Tabla 5
R² Variables latentes. SmartPLS

Variables latentes	R cuadrada
Confianza	
Consumo	.200226
Interés	.073709
Participación	.241713

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Por otra parte en el caso de la evaluación de la magnitud y peso de las relaciones entre las variables latentes, se utiliza el coeficiente de Path estandarizados β . Este coeficiente debe tener como mínimo un valor de 0.2 e idealmente situarse por encima de 0.3 como se muestra en la Tabla 6.

Tabla 6
Coefficiente de Path. SmartPLS

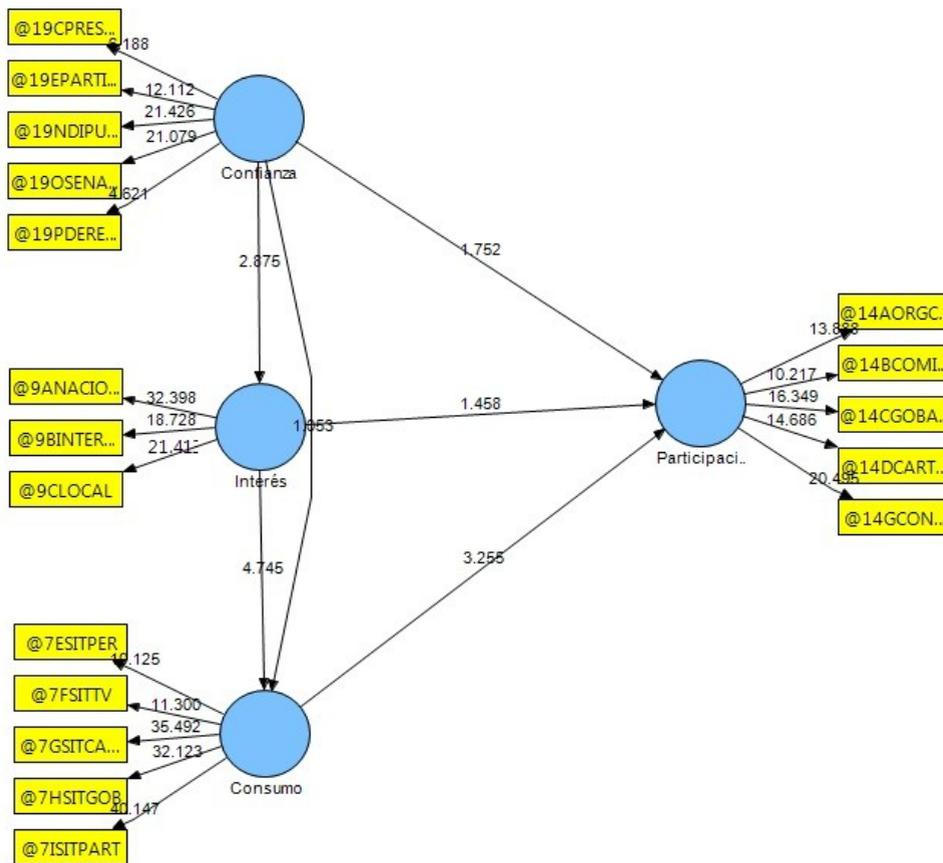
Variable latente	Confianza	Consumo	Interés	Participación
Confianza		0.110097	0.271495	0.173511
Consumo				0.324420
Interés		0.404848		0.153890
Participación				

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Posteriormente se analizará el modelo utilizando la técnica no paramétrica bootstrapping, la cual trata a la muestra observada como si ésta representara a la población y se utiliza para calcular el error estándar de los pará-

metros, así como los valores t de Student. El método consiste en obtener N conjunto de muestras con n observaciones cada una. Asimismo se pretende comparar el modelo y las hipótesis planteadas (Ver figura 5).

Figura 5
Modelo Estructural utilizando bootstrapping en SmartPLS



Fuente: Elaboración propia en software PLS

A continuación se muestran los resultados obtenidos de la aplicación del modelo de ecuaciones estructurales.

Tabla 7
Resultados del modelo estructural

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Deviation (STDEV)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	Nivel de Significancia
Confianza -> Consumo	0.110097	0.117557	0.104564	0.104564	1.052918	P > .05
Confianza -> Interés	0.271495	0.284340	0.094438	0.094438	2.874839	P < 0.01
Confianza -> Participación	0.173511	0.179606	0.099037	0.099037	1.751982	P < 0.05
Consumo -> Participación	0.324420	0.330749	0.099681	0.099681	3.254602	P < 0.0001
Interés -> Consumo	0.404848	0.419371	0.085323	0.085323	4.744868	P < 0.0001
Interés -> Participación	0.153890	0.149849	0.105561	0.105561	1.457835	P > .05

Fuente: Elaboración propia en software PLS.

Como último paso, se calcula el coeficiente de regresión simple entre las puntuaciones de los componentes de ξ y η donde se analizan los resultados de las relaciones entre variables latentes que integran las hipótesis, con el objetivo de comprobar si fueron aceptadas o no en el estudio.

Tabla 8
Determinación de la beta en la relación de las variables del modelo

Relación de las variables del modelo	Beta
Confianza -> Participación	0.174
Interés -> Participación	0.154
Consumo -> Participación	0.324

Fuente: Elaboración propia

7. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Podemos concluir que las ecuaciones estructurales es una herramienta que nos ayuda a comparar y desarrollar de modelos de investigación a partir de conceptos teóricos y derivados en variables no observables. Sin embargo este se caracteriza por el tamaño limitado de las muestras.

En este sentido es importante aplicar el proceso de calidad de datos, así como el desarrollo del modelo teórico en forma adecuada. Por tal motivo considero que este método funciona mejor cuando la obtención y el análisis

de datos es confiable, es por eso que el enfoque de varianzas toma tal relevancia en las primeras etapas de la investigación.

Asimismo podemos afirmar que esta técnica se adapta a las diferentes condiciones que pueda tener el campo de las Ciencias Sociales. Además el modelo puede ser objeto de mejora para lograr un mejor ajuste. En este contexto, el análisis de relaciones entre variables latentes que ofrece PLS es una herramienta muy útil y flexible para la construcción de modelos.

Por otra parte al tener en cuenta sólo las relaciones que resulten significativas, se pueden verificar las mismas hipótesis del modelo original, así como las planteadas por el establecimiento de nuevas relaciones.

Otro aspecto a considerar es la posibilidad de incluir nuevos elementos en el modelo estructural, ya que se consideró solo una parte del modelo teórico, esto con la finalidad de explicar con mayor facilidad la técnica.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Lee, L., Petter, S., Fayard, D. & Robinson, S. (2011). On the use of partial least squares path modeling in accounting research. *International Journal of Accounting Information Systems* (12), 305-328.
- Long Range Planning. (2012). Partial least squares: The better approach to structural equation modeling? *Long Range Planning* (5), 312-319.
- Geladi, P. (1988). Notes on the history and nature of partial least squares (PLS) modeling. *J. Chemometr* (2), 231-246.
- Hair, J. F., Ringle, C. M. & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19 (2), 139-151.
- Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. & Mena, J. (2012). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling in marketing research. *Journal of the Academy of Marketing Science* (40), 414-433.
- Henlein, M. & Kaplan, A. M. (2004). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding Statistics*, 3 (4), 283-297.
- Henseler, J., Ringle, C. M. & Sinkovics, R. R. (2009). The use of Partial Least Squares Path Modeling in International Marketing. *Advances in International Marketing* (20), 277-319.
- Jöreskog, K. G. (1973). A general method for estimating a linear structural equation system. In A. S. Goldberger & O. D. Duncan (Eds.), *Structural Equation Models in the Social Sciences* (pp. 85-112). London: Academic Press.
- Mateos-Aparicio, G. (2011). Partial least squares (PLS) methods: Origins, evolution, and application to social sciences. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 40 (13), 2305-2317.
- Wright, S. (1921). Correlation and causation. *Journal of Agricultural Research*, 20 (7), 557-585.