

HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS APLICADAS A LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

1RA. EDICIÓN

AUTORES:

Dr. Jhony Joe Real Cotto, PhD.

Dr. Holguer Romero Urréa, PhD.

Ing. Leyda Elizabeth Jaramillo Feijoo, MSc.

Dr. Javier Iván Haro Alvarado, Mg.

Ing. Roddy Andrés Real Roby, MSc.

Dra. Gloria del Rocío Arbeláez Rodríguez, PhD.

Título de la obra

Herramientas Estadísticas Aplicadas a la Investigación Científica 1^{era} Edición

Editor

Ing. Eduardo Lascano L.

Autores

Dr. Jhony Joe Real Cotto, PhD.

Dr. Holguer Romero Urréa, PhD.

Ing. Leyda Elizabeth Jaramillo Feijoo, MSc.

Dr. Javier Iván Haro Alvarado, Mg.

Ing. Roddy Andrés Real Roby, MSc.

Dra. Gloria del Rocío Arbeláez Rodríguez, PhD.

Revisor Técnico

Dr. Vladimir Vega Ph.D.

UNIANDES

Evaluable pares

Dr. Belkis Sánchez Martines PhD.

Universidad Autónoma de Los Andes

Dr. Wilson Ricardo Cañizares Fuentes PhD

Universidad de Guayaquil

© 1RA. EDICIÓN 2022

Tiraje: 100 libros

ISBN Digital: 978-9942-40-935-5

No. de Registro de derecho de Autor SENADI: En Trámite

Edición - Impresión

Edicumbre Editorial Corporativa

Dir.: Av. Alonso de Angulo Oe 6-59 y Av. Mariscal Sucre

Telf.: 098 385 5681 / E-mail: edicumbreeditorial@hotmail.com

Diseño Portada

Edicumbre Editorial Corporativa

Diseño Interior

Luis Riera

No está permitida la reproducción total o parcial de este libro, ni su tratamiento informático, ni la transmisión de ninguna forma o por cualquier medio, ya sea electrónico, mecánico, por fotocopia, por registro u otros métodos, sin el permiso previo por escrito del Editor.

DEDICATORIA

A los estudiantes e investigadores, en la contribución a resolver un problema o un aporte al conocimiento sobre los eventos, sucesos, enfermedades y otras que nuestra sociedad nos demanda.

Jhony

A todo estudioso que sienta el deseo de descubrir una verdad y comprobarla para convertirla en conocimiento. Dedico este trabajo a aquel que busca la causa de todo efecto para explicar el porqué

Holguer

A Dios que es nuestra fortaleza y guía, mis padres, mis hijos y esposo por su amor y apoyo incondicional, a mi director de tesis por su apoyo y transmitir sus conocimientos.

Leyda

A los jóvenes, que a pesar de que viven constantemente los cambios sociales, culturales, económicos, políticos buscan en el conocimiento crear nuevas oportunidades para construir un mundo mejor.

Javier

Dedico este libro a mi familia, mi esposa y mi hija quienes han sido el motor anímico para alcanzar los objetivos que me he trazado. Su apoyo constante y su confianza me impulsan a seguir creciendo y alcanzar nuevas metas.

Roddy

Al individuo inmerso en el rol de investigador, autor, lector o revisor en el ámbito tan complejo, dinámico en constante cambio del tener, ser, estar con uso de herramientas en la evidencia científica para la toma de decisiones en beneficio del bien común.

Gloria

AGRADECIMIENTO

A Dios, a mis padres (+) y a mi familia por la constante motivación y apoyo infinito dados en vida por un mañana mejor.

Jhony

A mis compañeros doctores graduados en la gloriosa Facultad de Medicina San Fernando de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, por su apoyo incondicional y su trabajo en la investigación nacional e internacional. A todo los San Marquinos.

Holguer

Agradezco a Dios, a mi familia y a todos quienes me han ayudado en el desarrollo de mis proyectos personales en el transcurrir de mi vida.

Leyda

No ha sido fácil el camino para llegar hasta donde estoy, pero gracias a su amor incondicional, educación en valores y apoyo constante, lo difícil se hizo más fácil. Le agradezco eternamente, a mi hermosa familia.

Javier

Infinitamente a todos quienes de alguna manera me han apoyado con la bendición de Dios, y a mi familia.

Roddy

A la iniciativa de conformar comunidades científicas y académicas con grupos de profesionales heterogéneos que aportan en su diversidad de enfoque de pensamiento científico con innovación paradigmática.

Gloria

BIOGRAFÍA

Dr. Jhony Joe Real Cotto, PhD



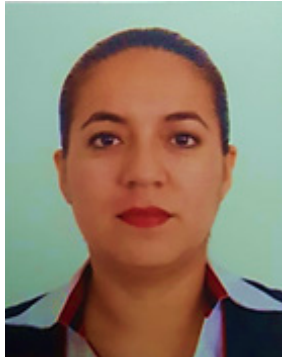
Nacido en la ciudad de Quevedo, provincia de Los Ríos – Ecuador; graduado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos en Lima – Perú de Doctor en Ciencias de la Salud, PhD, en la Universidad Nacional “Daniel Alcides Carrión” obtiene el reconocimiento de Doctor Honoris Causa en Investigación Científica y Docencia Universitaria. En la Universidad de Barcelona – España tiene un Master en Gestión en Centros y Servicios de Salud. En la Pontificia Universidad Católica del Ecuador se titula de Master en Epidemiología. En la Universidad de Guayaquil se titula de especialista en Salud Pública. En la Universidad Nacional de Loja se titula de diplomado en Gerencia en Sistemas de Salud. En la Universidad de Guayaquil se titula de diplomado en Atención Primaria de Salud y de Doctor en Medicina y Cirugía. Es investigador registrado y categorizado en la SENESCYT, En la actualidad es miembro del Comité de Investigaciones del Instituto Nacional Oncológico “Dr. Juan Tanca Marengo” de Guayaquil, Jefe de Bioestadísticas del Hospital de SOLCA en Guayaquil, es docente en los Posgrados de la Facultad de Ciencia Médicas de la Universidad de Guayaquil; Revisor internacional de la Revista de Ciencias de la Salud de la Universidad de Tarapacá de Chile y Revisor Nacional de artículos del Instituto Nacional de Investigaciones en Salud Pública INSPI “Leopoldo Izquieta Pérez” de Ecuador. Ha escrito capítulo del libro de “Enfermedades Transmisibles en el Siglo XXI en Ecuador: análisis de enfermedades trazadoras” con la Universidad Andina “Simón Bolívar” y el Libro de Metodología de la Investigación; además de numerosos artículos en destacadas revistas internacionales indexadas en Scopus, Latindex, LILACS, Scielo. Ha sido director del Instituto Nacional de higiene y Medicina Tropical, evaluador de proyectos en la Universidad de Santa Elena, Docente y Coordinador de la Cátedra de Metodología de la Investigación de la Universidad de Guayaquil.

Dr. Holguer Romero Urréa, PhD.



Nacido en la ciudad de Riobamba, Graduado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos en Lima-Perú. Doctor en Ciencias de la Salud. PhD., Pontificia Universidad Católica del Perú, Doctor Honoris Causa. Post grado en la Universidad de León, Barcelona España. Master en Salud Mental y en Clínica Social. En la Universidad Técnica de Babahoyo, Magister en Gerencia en Servicios de Salud, graduado en la Universidad Central del Ecuador en Quito, Dr. En Psicología Clínica. Investigador - Docente de la Universidad Estatal de Milagro, director del grupo de investigación "Research for health welfare", Investigador acreditado y categorizado por el SENESCYT, miembro del comité científico de la Universidad de Illinois, USA, y de la Red de investigación científica Salud Bienestar y Sociedad, representante por Ecuador de la Red Académica Iberoamericana de Mercosur, miembro de la Red GIA. (Grupos de Investigación Asociados) - Capitulo Ecuador, de la Red de Investigación Salud Bienestar y Sociedad, además. Afiliado a la Red de Docentes de América Latina y del Caribe; Red DOLAC. Revisor internacional de revistas científicas en WOS, Scopus, redalyc, Scielo, latindex, autor de artículos científicos de alto impacto, y de obras de relevancia en Psicopatología, Psicología de la Salud, funciones psíquicas y Salud Mental.

Ing. Leyda Elizabeth Jaramillo Feijoo, MSc.



Nacida en la ciudad de Guayaquil, provincia del Guayas – Ecuador; doctorante de la Universidad de Salamanca – USAL en Salamanca – España, de Doctor en Estadística Multivariante, graduada en la Escuela Superior Politécnica del Litoral – ESPOL en Guayaquil – Ecuador de Máster en Investigación de Mercado con reconocimiento al mejor maestrante y es titulada en la ESPOL de Ingeniera en Estadística e Informática. Ha escrito numerosos artículos en destacadas revistas internacionales indexadas en Scopus, Scielo, Latindex, LILACS. En la actualidad es jefe de Gestión de la Información y Productividad de la Sociedad de Lucha contra el cáncer del Ecuador, SOLCA Guayaquil.

Dr. Javier Iván Haro Alvarado, MSc.



Nacido en el cantón 24 de mayo, Provincia de Manabí-Ecuador, graduado en la Universidad Técnica de Manabí en Portoviejo de Doctor en Medicina y Cirugía. En la Universidad de Buenos Aires se especializa en Auditoría Médica. En la Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí se titula de Magíster en Medicina Tropical. En la Universidad de Cuenca se titula de Diplomado en Educación Superior. En la actualidad es doctorante para el PhD en Salud Pública, mención Servicios de Salud de la Universidad de Ciencias Empresariales y Sociales UCES-Argentina, es Decano de la Facultad de Ciencias de la Salud de la Universidad Técnica de Manabí. Ha escrito capítulos del libro “Aspectos Científicos y Sociales de la Medicina Tropical” y numerosos artículos en revista indexada en latindex. Ha sido director de la Carrera de Urgencias Médicas de la Universidad Técnica de Manabí.

Ing. Roddy Andres Real Roby, MSc.



Nacido en la ciudad de Babahoyo, provincia de los Ríos – Ecuador; graduado en la Universidad de Palermo en Buenos Aires – Argentina de Master en Dirección de Empresas con mención en Negocios Internacionales. En la Escuela Superior Politécnica del Litoral se titula de Ingeniero en Negocios Internacionales. Como parte de sus estudios de pregrado realizo un semestre en Orlando Florida – Estados Unidos. Autor de varios artículos científicos en destacadas revistas internacionales indexadas en scopus, latindex, scielo, LILACS. En la Actualidad es Docente Investigador en la Universidad Técnica de Babahoyo.

Dra. Gloria del Rocío Arbeláez Rodríguez, PhD



Nacida en la ciudad de Guayaquil, provincia del Guayas – Ecuador; graduada de Post Doctorado en Investigación en la Universidad UNIVERIS España. Graduado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos en Lima – Perú de Doctor en Ciencias de la Salud, PhD. En la Universidad San Francisco de Quito se tituló de Magister en Salud Pública. En la Escuela Politécnica del Ejército se tituló de Magister en Gerencia Hospitalaria y de Magister en Administración de Empresas (MBA) Programa Integral de Habilidades Múltiples. En la Universidad de Guayaquil se tituló de Doctora en Medicina y Cirugía. Es investigador registrado y categorizado en la SENESCYT. La docencia la ha impartido en Universidad San Francisco de Quito, Escuela Politécnica del Ejército y Compiladora del libro Historia de un Grande del HECAM y autora en la Biografía de Dra. Dolores Franco en el libro Matilde Hidalgo de Procel; además, de numerosos artículos en destacadas revistas internacionales indexadas en Scopus, Latindex, LILACS, Scielo. Fue Subdirectora Nacional de Vigilancia y Gestión de la Información del Seguro de Salud del IESS; En el Hospital Carlos Andrade Marín del IESS, fue Coordinadora General de Investigación, Presidenta del Comité de Ética de Investigación en Seres Humanos CEISH –HCAM y Editor en Jefe de la Revista Médica Científica CAMBIOS. En el Ministerio de Salud Pública ocupó cargos como Asesora de Ministro, Coordinadora de Vigilancia Sanitaria, Coordinadora del Área de Salud No. 14 y Miembro del Comité de Ética para Revisión Expedita de Investigaciones COVID-19. Es Miembro del Comité Editorial Nacional de la Revista Facultad de Ciencias Médicas UCE. Miembro del Comité Científico Nacional de la Revista Metro Ciencia. Recibió Premiación de Méritos en Primer Encuentro Internacional Universitario y el Premio Dr. Eugenio Espejo 2021, a la contribución Científica.



Quito, diciembre 05 de 2021

CARTA ACEPTACIÓN

En calidad de **Director - Editor de Edicumbre Editorial Corporativa**, tengo a bien informar que después de haber cumplido todas las exigencias y requisitos pertinentes, la investigación que consta en el libro con el título de: **"HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS APLICADAS A LA MEDICINA", 1RA. EDICIÓN**, de los autores: **Dr. Jhony Joe Real Cotto, PhD., Dr. Holguer Romero Urréa, PhD., Ing. Leyda Elizabeth Jaramillo Feijoo, MSc., Dr. Javier Iván Haro Alvarado, Mg., Ing. Roddy Andrés Real Roby, MSc., Dra. Gloria del Rocío Arbeláez Rodríguez, PhD.**, ha sido aceptado para su edición, impresión y publicación con el sello de nuestra editorial, dentro de 2 meses (diciembre 2021 - febrero de 2022). Se destaca la relevancia del tema de investigación, la calidad de contenido y la profundidad en la investigación del tema tratado. Además, el trabajo cuenta con la certificación de dos expertos académicos de prestigiosas instituciones académicas.

Agradecemos su confirmación y gestión para continuar con el proceso de edición del material.

Reiteramos a ustedes nuestros sentimientos de estima y admiración.

Saludos cordiales,

Gerente Editorial

PISO

MARIANO ECHEVERRÍA OE2-41 Y SAN FRANCISCO EDF. BELÉN 4^{TO}.

TELÉFONO: 0983855681 - 0983952689
EMAIL: edicumbreeditorial@hotmail.com

Nombres y Apellidos del evaluador: Belkis Sánchez Martínez

Grado académico del evaluador: Máster en Longevidad Satisfactoria; Especialista en Medicina

General Integral; Doctora en Medicina.

Institución donde labora: UNIANDES, Ecuador.

Cargo o función que desempeña: Docente

Título del libro: HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS APLICADAS A LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA.

Criterio	Excelente	Bien	Regular	Mal
1. El tema tratado es de actualidad e importancia para la ciencia específica.	X			
2. La extensión del libro es adecuada	X			
3. El análisis teórico es actualizado (más del 50% de las referencias son de los últimos cinco años).	X			
4. El libro denota un aporte a la disciplina que aborda.	X			
5. Está bien fundamentada la teoría incluida en el libro.	X			
6. Se evidencia objetividad en los temas tratados	X			
7. Aborda las corrientes principales de la ciencia específica	X			
8. Los datos abordados en el libro se encuentran validados por métodos que lo fundamentan.	X			
9. La redacción y ortografía son buenas.	X			
10. Existe relación entre el título y los aspectos abordados en el libro.	X			
11. Los cuadros, las tablas y figuras tienen buena calidad.	X			

Aspectos a comentar:

Comente en una o varias hojas los elementos relacionados con el libro:

a. Actualidad e importancia del libro.

El libro muestra una excelente actualidad en los contenidos abordados y resulta de gran importancia, dada la necesidad de incorporar herramientas estadísticas a las investigaciones en el campo de las ciencias médicas.

b. Aporte al estudio de la ciencia específica que trata.

La obra caracteriza adecuadamente a las principales herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica, mostrando ejemplos de forma sistemática y utilizando en todo momento un lenguaje claro, ameno, y a su vez con un alto rigor científico.

Resalta la taxonomía utilizada, tanto en los contenidos de la metodología de la investigación, como en las herramientas estadísticas utilizadas.

c. Objetividad de la información presentada.

En todo momento se muestra objetividad en la información presentada, sustentada en un análisis secuencial de la utilización de las herramientas estadísticas abordadas, con una excelente clasificación en su estructura.

Destaca la correcta y ordenada exposición de los conceptos básicos de estadística aplicada a la investigación; la caracterización de las principales herramientas estadísticas; así como la compilación de casos prácticos.

d. Actualidad de las citas y referencias bibliográficas.

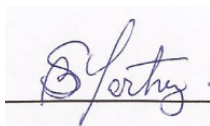
El libro destaca, entre otros aspectos, por su actualidad de las citas y referencias bibliográficas. Con énfasis en autores de alto prestigio en el contexto latinoamericano, como son los casos del Roberto Hernández Sampieri y José Supo, por solo citar dos ejemplos.

e. Validez de los datos incluidos en el libro.

Los datos son válidos en todo momento y se corresponden a la secuencia metodológica seguida en cada apartado. Los ejemplos mostrados son muy pertinentes con los contenidos teóricos, abordándose correctamente los casos mostrados en toda la obra.

Finalmente marque con una X su criterio general sobre la obra analizada

Publicar de manera directa	X
Publicar con adecuaciones menores (hasta 30 días para solucionar)	
Publicar con adecuaciones mayores (hasta 90 días para solucionar)	
No publicar	



Firma:

C.C. 175728759-2

Grado Académico: Máster en Longevidad Satisfactoria; Especialista en Medicina General Integral;

Doctora en Medicina.

Fecha: 31/12/2021

PRÓLOGO

Este libro se ha preparado con la finalidad de que sirva como instrumento de consulta pedagógica para estudiantes y profesionales en diversas áreas; con ello, se orienten, conozcan, y utilicen las herramientas estadísticas mayormente utilizadas en la investigación científica; además, sirva al momento de estructurar un proyecto de investigación, cuando se analicen artículos científicos o realicen estudios descriptivos, de análisis y experimentales; así como estimar tamaños de muestra y conocer algunas técnicas estadísticas.

Esta obra tiene como finalidad caracterizar las principales herramientas estadísticas aplicadas en la investigación; para ello, el libro se ha estructurado en cuatro capítulos:

En el primer capítulo se muestran los conceptos básicos y fundamentales de estadística aplicada a la investigación;

En el segundo capítulo se presentan las principales herramientas estadísticas;

El tercer capítulo compila casos prácticos en el uso de herramientas estadísticas;

El cuarto capítulo se revisan los diseños, alcance y tipo de investigación.

En resumen, este documento es de mucha valía y de importancia en el campo científico y educativo, que permitirá a los investigadores aplicar las técnicas estadísticas correspondientes de acuerdo a diseño y tipo de investigación, contribuyendo a exponer los resultados de manera precisa y válida que aporte al avance del conocimiento.

Dr. Francisco Xavier Hernandez Manrique, MsC

TABLA DE CONTENIDO

Dedicatoria	III
Agradecimiento.....	V
Biografía	VII
Prólogo	XVII
Introducción	XXI
CAPÍTULO 1: CONCEPTOS BÁSICOS DE estadística aplicada a la investigación.....	1
Caracterización de las variables de investigación	2
Concepto y tipología de las variables de investigación	2
Operacionalización de las variables de estudio	4
Estadística descriptiva y estadística inferencial	4
Atributos de las variables de investigación.....	11
Hipótesis.....	12
P-valor	21
correlación entre variables	21
CAPÍTULO 2: PRINCIPALES HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS	23
herramientas estadísticas utilizadas para demostrar diferencias.....	24
T de Student	24
T de Student para muestras independientes.....	25
T de Student para muestras relacionadas.....	31
ANOVA.....	35
U-Mann-Whitney.....	42
Kruskal- Wallis	47
Wilcoxon	49
Friedman	51

Chi Cuadrado (X^2)	53
McNemar	57
Q de Cochran	68
Herramientas estadísticas utilizadas para demostrar asociación.....	61
Coeficiente de correlación r de Pearson	61
Coeficiente de correlación Rho de Spearman	61
Coeficiente Phi	64
Herramientas estadísticas utilizadas para predecir la variable	66
Regresión Lineal.....	66
Regresión Logística.....	69
Capítulo 3: compilación de casos PRÁCTICOS con el uso de herramientas estadísticas.....	71
Caso 1: Análisis de relaciones entre variables	72
Caso 2: ANÁLISIS DE CLÚSTER	85
Caso 3: DIFERENCIAS ENTRE GRUPOS	101
CASO 4: ESTUDIOS PREDICTIVOS.....	117
CASO 5: ESTUDIO DE CASOS Y CONTROLES	125
Capítulo 4: Diseño, alcance y tipo de investigación	139
Diseño de investigación.....	140
Alcance de la investigación	142
Tipos de investigación	143
Conclusiones	147
Referencias bibliográficas	149
ANEXOS.....	159

INTRODUCCIÓN

La investigación científica representa un proceso a través del cual se logra adquirir conocimientos relevantes sobre el mundo dentro de las diversas ramas de la ciencia, a través de un método sistemático llamado método científico. Dentro del proceso de investigación se debe seguir una secuencia lógica de pasos concatenados, los cuales, en el caso de las investigaciones cuantitativas constan de 10 fases, tal como se observa en la Figura 1(Hernández, Fernández, Baptista, 2018).

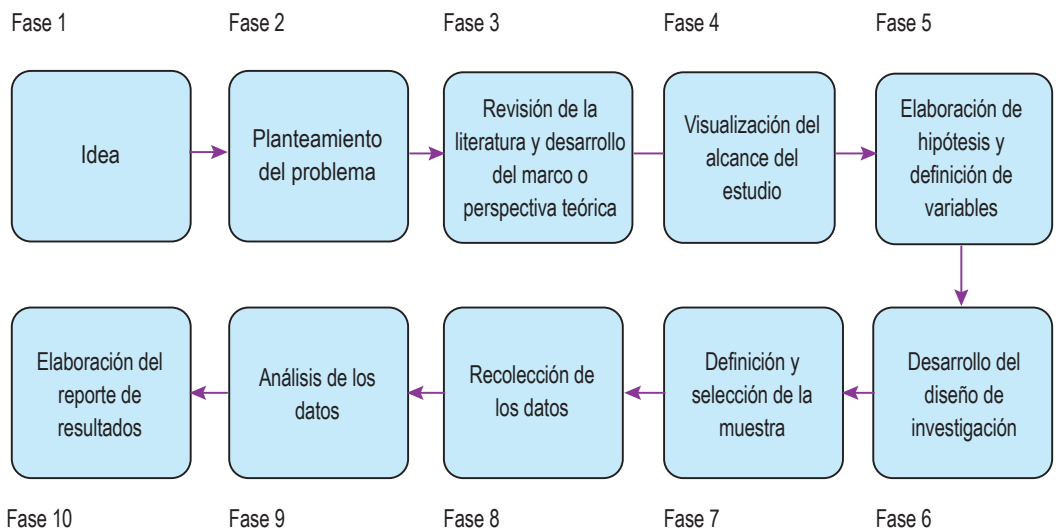


Figura 1. Proceso de investigación cuantitativo.

Fuente: (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Por su parte, las investigaciones cualitativas están conformadas por 9 fases, tal como se expone en la Figura 2.

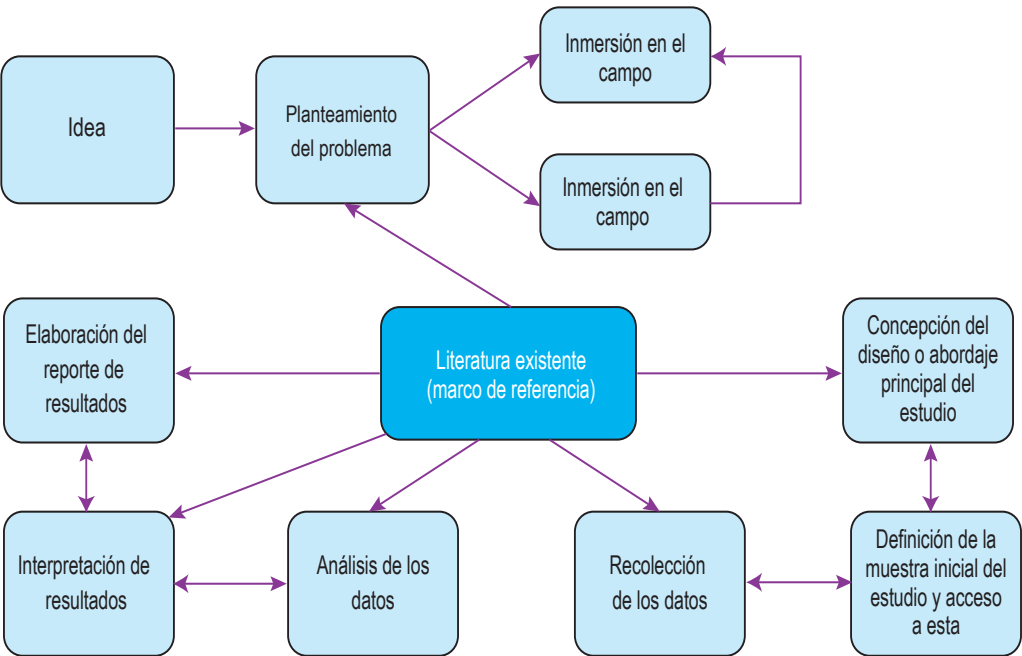


Figura 2. Proceso de investigación cualitativo.
Fuente: (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Aunque cada fase es importante y se integra holísticamente con las otras, puede resaltarse que, dentro del proceso investigativo, un momento especial lo ocupa la definición de los **objetivos** del estudio, los cuales deben enunciarse con claridad, garantizándose que sean susceptibles de alcanzarse y medibles. Son la guía que conducen toda la investigación y se enfocan a resolver total o parcialmente el problema científico abordado.

Los objetivos se redactan comenzando con un verbo en infinitivo, que conduzca a la acción, de acuerdo al propósito del estudio; por ejemplo, si se efectúa una comparación, el objetivo debe comenzar con el verbo comparar; si el propósito es una asociación entre variables, se comienza con el verbo asociar.

Una vez elaborado los objetivos, es de gran importancia en investigación otro elemento que es la definición de la población de estudio. En cualquier estudio pueden considerarse algunos niveles de población:

- **Población diana:** a la que hace referencia el objetivo del estudio, y a la que se desearía generalizar los resultados.

- **Población de estudio:** a la que se tiene la intención de estudiar, definida por los criterios de selección establecidos en el protocolo del estudio.
- **Muestra:** conjunto de individuos realmente estudiados.

Los criterios de selección de la población son muy importantes y el investigador debe definir los criterios de inclusión y exclusión, según los criterios siguientes:

- **Criterios de inclusión:** se refieren a las condiciones que deben cumplirse para formar parte en un estudio. O sea, los estándares utilizados para establecer si es conveniente que un sujeto u objeto forme parte de la investigación. Por ejemplo: el consentimiento informado; la edad; el estado civil; el sexo; la etapa de una enfermedad, entre otros.
- **Criterios de exclusión:** se refieren a las condiciones o estándares que impedirían la participación de determinados sujetos u objetos en un estudio. Por ejemplo: el no brindar su consentimiento informado; el encontrarse temporalmente fuera de un país o región; el profesar determinada religión incompatible con el estudio, entre otros.

El cálculo de la muestra indica cuántos sujetos u objetos participarán en el estudio, mientras que las técnicas de muestreo indican la forma de seleccionarla. Precisamente, en el capítulo 1 se abordan las principales técnicas de muestreo.

El objetivo general de la presente obra es caracterizar a las principales herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica. Para ello, el libro se ha estructurado en cuatro capítulos:

- **Capítulo 1:** Conceptos básicos de estadística aplicada a la investigación.
- **Capítulo 2:** Principales herramientas estadísticas.
- **Capítulo 3:** Compilación de casos prácticos con el uso de herramientas estadísticas.
- **Capítulo 4:** Diseño, alcance y tipo de investigación.

Sin dudas, la investigación científica está concebida como un conjunto de procesos ordenados y prácticos aplicados al estudio de sujetos, objetos o fenómeno, de forma evolutiva, cambiante y dinámica. En este contexto, si se trata de una investigación cuantitativa, el uso de herramientas estadísticas representa una exigencia del estudio, por lo cual, los autores de la presente obra consideran que, si logran con la misma, motivar a estudiantes y profesionales por el uso, bajo bases científicas, de las principales herramientas estadísticas aplicadas a la investigación, de acuerdo a cada situación, fenómeno, evento o enfermedad, y se habrá avanzado en el campo del conocimiento.

CAPÍTULO 1:

CONCEPTOS BÁSICOS DE ESTADÍSTICA APLICADA A LA INVESTIGACIÓN

Objetivo del capítulo:

- Exponer algunos de los principales conceptos relacionados con la estadística aplicada a la investigación.

Antes de introducirse en el apasionante mundo de las herramientas estadísticas que se aplican en las investigaciones científicas, resulta necesario comprender diversos conceptos asociados a las mismas. Es por eso que el capítulo introductorio de este libro aborda de forma clara y sintética conceptos que crean las bases para comprender diversas aristas del contexto de la bioestadística.

CARACTERIZACIÓN DE LAS VARIABLES DE INVESTIGACIÓN

La clasificación de las variables representa uno de los parámetros que posibilitan elegir pruebas estadísticas, por lo cual resulta importante en el proceso investigativo.

Entre los criterios para seleccionar la prueba estadística a utilizar, con el apoyo de la heurística, se encuentran los siguientes:

- El nivel investigativo.
- El objetivo estadístico.
- El tipo de variable.
- El tipo de investigación.
- El diseño de investigación.
- El comportamiento de los datos.

CONCEPTO Y TIPOLOGÍA DE LAS VARIABLES DE INVESTIGACIÓN

En esencia, una variable es una característica, condición o atributo observable en el sujeto de estudio

Es una característica que se va a medir, una propiedad o atributo que puede darse o no en cierto sujetos u objetos estudiados, siendo susceptibles de medición.

Desde el punto de vista de la estadística, deben distinguirse dos conceptos:

- **Variable conceptual:** representa alguna entidad abstracta o constructo que se pretende medir, lo cual no puede hacerse directamente, dado que se requiere una medida real para cuantificarla. Representa la variable de interés en las investigaciones. Ejemplo: la depresión; la ansiedad; el estrés; entre otros.
- **Medida real:** es lo que se utiliza para asignar un valor cuantitativo a la variable conceptual. Ejemplo: si se desea medir la depresión (variable conceptual), los psicólogos pueden utilizar una encuesta autoinformada mediante la cual solicitan a las personas calificar su satisfacción general en diferentes áreas de su vida. En este caso, la medida real será la puntuación que reciben los individuos en dicha encuesta. O sea, es la variable real que se puede medir.

La clasificación más general de las variables es la siguiente:

- **Variables categóricas:** son de naturaleza cualitativas e identifican atributos. Pueden ser dicotómicas (por ejemplo: vivo o muerto) o politómicas (como el grupo sanguíneo).

- ✓ **Nominales:** entre sus ejemplos se encuentran el sexo y el estado civil.
- ✓ **Ordinales:** como ejemplos pueden citarse el grado de satisfacción y el nivel escolar.

· **Variables numéricas:** son de naturaleza cuantitativa, por lo que se encargan de cuantificar. Pueden ser de dos tipos:

- ✓ De intervalo.
- ✓ De razón.

Otra clasificación utilizada con bastante frecuencia para las variables numéricas es:

- ✓ **Discreta:** se expresan con números enteros, como, por ejemplo, el número de hijos y la edad cuando se expresa en años. Se obtienen de un proceso de conteo.
- ✓ **Continua:** admiten números fraccionados o decimales como, la talla o el Índice de Masa Corporal. Se obtienen de un proceso de medición.

Las variables con dimensiones físicas (longitud, masa, tiempo, entre otras) se miden con instrumentos mecánicos, y las variables con dimensiones lógicas se miden con instrumentos documentales.

Existe otra clasificación de interés que deben tener presente los investigadores:

- **Variable extraña:** representa una variable que no es la de interés para el estudio que se esté realizando, pero que quizás tenga algún efecto sobre la variable dependiente estudiada (Bobbitt, 2020b).

Se pueden subdividir en cuatro tipos diferentes:

- ✓ Sesgo del experimentador: ocurre cuando el investigador provoca un sesgo accidentalmente en relación a la forma en que los sujetos se comportan durante un experimento. Ejemplos: utilización de frases que insinúen la forma en que los investigadores pretenden que se comporten las personas o cuando imparten instrucciones resaltando algunas frases con tonos positivo o negativo.
- ✓ Variables situacionales: se refieren a situaciones del entorno que podrían afectar la forma en que un sujeto se comporta durante un experimento. Ejemplos: distracciones visuales; condiciones de iluminación; temperatura ambiental; ruidos; entre otros.
- ✓ Características de la demanda: se refieren a cualquier pista durante un experimento que pueda revelar el verdadero propósito de la investigación

realizada a los sujetos. Ejemplos: entorno o comportamiento del investigador.

- ✓ Variables propias de los participantes: están referidas a la variación natural entre sujetos y las formas en que ésta podría afectar los resultados del experimento. Ejemplos: el estado de ánimo de un individuo ese día; capacidad de un sujeto para concentrarse; habilidades físicas o inteligencia natural de los individuos.

Para controlar las variables extrañas durante un experimento, los investigadores deben crear un entorno coherente, un diseño experimental y una aleatorización.

OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES DE ESTUDIO

La operacionalización de las variables representa el proceso de llevar una variable desde el nivel abstracto hasta un plano concreto, es decir, es hacerla medible.

Desde el punto de vista metodológico, la operacionalización de las variables se puede expresar a través de los pasos siguientes;

1. Definición de las variables de estudio.
2. Determinación de las dimensiones de las variables.
3. Establecimiento de los indicadores y subindicadores necesarios.
4. Elaboración de las escalas de medición.

En las investigaciones, realmente se trabaja más con los indicadores que con las variables propiamente dichas, por lo que resulta vital seleccionar el indicador que mejor refleje la variable respectiva.

En esencia, la operacionalización consiste en la transformación de una variable teórica a sus respectivos indicadores empíricos medibles y demostrables, así como sus respectivos ítems, basándose en la definición conceptual y operacional de la variable (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA Y ESTADÍSTICA INFERENCIAL

Existen dos ramas principales en el campo de la estadística (Bobbitt, 2020a):

- **Estadísticas descriptivas**: En esencia, la estadística descriptiva tiene como objetivo describir una parte de los datos sin procesar utilizando estadísticas de resumen y presentados en gráficos y tablas.

Resulta muy útil porque permite comprender un grupo de datos de manera mucho más rápida y sencilla solo con analizar filas y columnas de valores de datos.

Usando estadísticas descriptivas, se puede encontrar el puntaje promedio y crear un gráfico que ayude a visualizar la distribución de todos los puntajes. Esto, por ejemplo, posibilita comprender rápidamente los puntajes de las pruebas médicas realizadas a los pacientes.

Pueden destacarse tres formas comunes de estadística descriptiva:

1. **Resumen de estadísticas:** éstas son estadísticas que resumen los datos usando un solo número. Hay dos tipos populares de estadísticas resumidas:
 - ✓ **Medidas de tendencia central:** estos números describen dónde se encuentra el centro de un conjunto de datos. Los ejemplos incluyen la media y la mediana.
 - ✓ **Medidas de dispersión:** estos números describen qué tan dispersos están los valores en el conjunto de datos. Los ejemplos incluyen el rango, el rango intercuartílico, la desviación estándar y la varianza.
2. **Gráficos:** los gráficos ayudan a visualizar datos. Los tipos comunes de gráficos que se utilizan para visualizar los mismos incluyen diagramas de caja, histogramas, diagramas de tallo y hojas y diagramas de dispersión.
3. **Tablas:** las tablas ayudan a comprender cómo se distribuyen los datos. Un tipo común de tabla es la de frecuencia, que indica cuántos valores de datos se encuentran dentro de ciertos rangos.

Ejemplo de uso de estadísticas descriptivas

El ejemplo siguiente ilustra cómo se podría utilizar las estadísticas descriptivas en el mundo real de las ciencias de la salud.

Supongamos que 1.000 médicos de un determinado hospital realizan el mismo examen sobre conocimientos acerca de la COVID-19, en base a 100 puntos. Interesa comprender la distribución de los puntajes de las pruebas, por lo que se utilizan las estadísticas descriptivas siguientes:

1. Resumen de estadísticas

- ✓ **Media:** 82,13, lo cual expresa que el puntaje promedio de la prueba entre los 1.000 médicos fue de 82,13 puntos.

- ✓ **Mediana:** 84, lo cual indica que la mitad de todos los médicos obtuvo calificaciones superiores a 84 puntos y la otra mitad obtuvo calificaciones inferiores a 84 puntos.
- ✓ **Máximo (100) y Mínimo (45):** estas cifras señalan que la puntuación máxima que obtuvo cualquier médico fue de 100 puntos y la puntuación mínima fue de 45 puntos. El rango, que indica la diferencia entre el máximo y el mínimo, es de 55 puntos.

2. Gráficos

Para visualizar la distribución de los puntajes de las pruebas, se puede crear un histograma, un tipo de gráfico que utiliza barras rectangulares para representar frecuencias (Ver Figura 3).

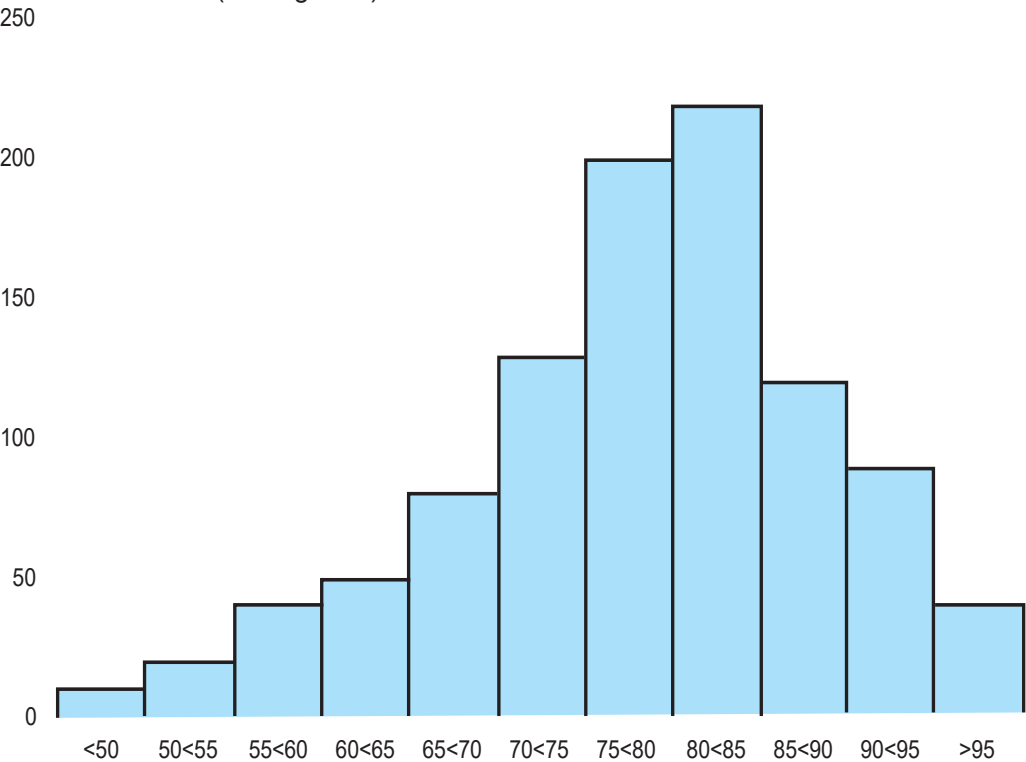


Figura 3. Histograma de las puntuaciones de las pruebas.

Fuente: elaboración propia a partir de (Bobbitt, 2020a).

Con base en este histograma, se puede ver que la distribución de los puntajes de las pruebas tiene aproximadamente una forma de campana. La mayoría de los médicos puntuaron entre 70 y 90 puntos, mientras que muy pocos puntuaron por encima de 95 puntos y menos todavía puntuaron por debajo de 50 puntos.

3. Tablas

Otra forma sencilla de comprender la distribución de puntuaciones es crear una tabla de frecuencias. Por ejemplo, la siguiente tabla de frecuencias muestra qué porcentaje de médicos obtuvo puntajes entre varios rangos, tal como se observa en la Tabla 1:

Tabla 1. Distribución de puntuaciones del ejemplo.

Puntuación	Frecuencia
< 50	1%
50 < 55	2%
55 < 60	4%
60 < 65	5%
65 < 70	8%
70 < 75	13%
75 < 80	20%
80 < 85	22%
85 < 90	12%
90 < 95	9%
> 95	4%

Fuente: elaboración propia a partir de (Bobbitt, 2020a).

En la Tabla 1 se puede apreciar que solo el 4% del total de médicos obtuvo una puntuación superior a 95 puntos. También se observa que el 25% de todos los médicos (12% + 9% + 4%) obtuvo una puntuación de 85 puntos o superior.

Una tabla de frecuencias es particularmente útil si se pretende saber qué porcentaje de los valores de los datos se ubican por encima o por debajo de un determinado valor. Por ejemplo, si el hospital del ejemplo considera que una puntuación de prueba “aceptable” es cualquier puntuación superior a 75 puntos, al observar la tabla de frecuencias, se puede apreciar que el 67% de los médicos (20% + 22% + 12% + 9% + 4%) recibió una calificación de prueba aceptable.

Estadística inferencial:

La estadística inferencial utiliza una pequeña muestra de datos para hacer inferencias sobre la población más grande de la que proviene la muestra.

Por ejemplo, si se intenta determinar las preferencias políticas de millones de personas en un país, llevaría demasiado tiempo y sería demasiado costoso encuestar a todas las

habitantes del país. Por lo tanto, en su lugar, se realizaría una encuesta más pequeña, calculada estadísticamente, y se usarían los resultados de la encuesta para hacer inferencias sobre la población en su conjunto.

Esta es la premisa existente en la estadística inferencial: si se desea responder alguna pregunta sobre una población, se pueden obtener los datos para una pequeña muestra de la misma y se utilizan éstos para hacer inferencias sobre la población.

Para tener confianza en la capacidad de utilizar una muestra para hacer inferencias sobre una población, es necesario tener una muestra representativa, o sea, que las características de los individuos de la muestra coincidan acentuadamente con las características de la población total.

Si la muestra no es similar a la población general, entonces no se podrían generalizar, con confianza, los hallazgos de la muestra a la población general.

Tipos de muestreo

Seleccionar entre una muestra probabilística (aleatoria) o una no probabilística depende de aspectos de la investigación como el planteamiento del problema científico; la homogeneidad de las unidades estudiadas; el alcance de la investigación; el diseño; las hipótesis, fundamentalmente.

Existen dos grandes subdivisiones de los tipos de muestreo: muestreo probabilístico o aleatorio y muestreo no probabilístico o no aleatorio.

Muestreo probabilístico o aleatorio

En este tipo de muestreo es el más exacto, debido a que se conoce la probabilidad de que un elemento de la población quede incluido en la muestra, y por lo tanto el investigador tiene conocimiento del error que comete en el muestreo. Todos los elementos de la población tienen la misma probabilidad de ser escogidos en la muestra.

Para utilizar este muestreo la única condición necesaria es conocer todos los elementos de la población y poder censarlos o enumerarlos para que, mediante el principio de la aleatoriedad puedan ser seleccionados.

Existen varios métodos de muestreo aleatorio diferentes que pueden utilizarse y que probablemente produzcan una muestra representativa, entre ellos se incluyen los siguientes:

- ✓ **Muestreo aleatorio simple:** se enumera la población y según el tamaño de la muestra se escogen los elementos mediante un procedimiento al azar, puede

utilizarse la tabla de números aleatorios que aparecen en libros de estadística o mediante la computadora generar números aleatorios. Esta operación se repite hasta seleccionar todos los elementos de la muestra.

- ✓ **Muestreo aleatorio sistemático:** en este muestreo la selección de los elementos a muestrear se realiza de manera sistemática, es decir, estableciendo un intervalo que depende del coeficiente de elevación, el cual se determina mediante la siguiente ecuación:

$$K e = N/n$$

Donde:

N: tamaño de la población.

n: tamaño de la muestra.

Establecido este intervalo que es uno de cada K_e , el primer elemento se escoge al azar y los restantes según el intervalo preestablecido.

- ✓ **Muestreo aleatorio de conglomerados:** este muestreo se diferencia del estratificado en que la población en este caso se divide en variables, estratos o grupos heterogéneos en relación a un elemento de interés para el investigador. Estos conglomerados tienen que representar las características de toda la población y se convierten en las unidades de estudio, no como en los otros tipos de muestreo que lo conforman los elementos.
- ✓ **Muestreo aleatorio estratificado:** como su nombre lo indica el muestreo aleatorio estratificado supone la división de la población en elementos, grupos o porciones que tengan propiedades homogéneas, y que son de interés para el estudio por parte del investigador. Generalmente las variables de estratificación son demográficas asociadas a edad, país, género, entre otros. No obstante, el investigador decide como dividir la población según el objetivo que persigue con esa división y si le aporta elementos importantes en su investigación.

Los métodos de muestreo aleatorio tienden a producir muestras representativas porque cada miembro de la población tiene la misma probabilidad de ser incluido en la muestra.

Muestreo no probabilístico o no aleatorio

En este muestreo la selección de los elementos a incluir en el estudio se realiza según criterios que establece el investigador, elemento que introduce elementos de sesgo en el proceso de selección de la muestra. Esta característica no permite conocer la probabilidad de los elementos de la población de ser incluidos en la

muestra, ni el error muestral que se comete. Este muestreo solo se recomienda emplear cuando no se pueda aplicar el probabilístico, debido a que, aunque es representativo según criterios del autor, su representatividad es prácticamente nula. Aunque no es preciso este método de muestreo, en ocasiones por comodidad o por cuestiones económicas el investigador no tiene acceso a toda la población y al menos puede contar con información para el desarrollo de la investigación.

Los tipos de muestreos no probabilísticos más conocidos en la literatura son:

- ✓ **Muestreo por conveniencia:** en este muestreo el investigador escoge los elementos de la muestra atendiendo a su comodidad por el acceso a dichos elementos. Esto le garantiza al investigador accesibilidad a la muestra y menos costos en el acceso a la información. Este muestreo no garantiza representatividad de la población, pero si la información que el investigador necesita para desarrollar su estudio, aunque es importante que el investigador conozca que no existe rigor estadístico para poder generalizar los resultados obtenidos de esta muestra.
- ✓ **Muestreo por cuotas:** en este muestreo se divide la población en grupos, que generalmente son homogéneos o tienen características comunes, o que son relevantes para el investigador. La presencia en estos grupos es mutuamente excluyente, es decir, los elementos de un grupo solo pertenecen a ese mismo grupo. Una vez elegidos los grupos el investigador determina las cuotas de elementos que se incluirán en la muestra, esta determinación puede ser dividiendo el tamaño de la muestra entre los grupos y tomar igual cantidad de cada grupo o proporcional a la cantidad de cada grupo en el total de la población.
- ✓ **Muestreo bola de nieve:** es un muestreo muy inexacto y solo se utiliza para conocer datos e información sobre poblaciones que son de muy difícil acceso, sobre todo en estudios demográficos cuando no se puede llegar a determinados lugares.

En este tipo de muestreo el investigador solicita a los sujetos incluidos en el estudio que colaboren para obtener información de otros individuos que son muy difíciles de encontrar y así se va completando el tamaño de la muestra. Un ejemplo de este muestreo puede estar relacionado con un estudio para conocer el nivel de incidencia de una enfermedad en zonas apartadas de la Amazonía, el investigador accede a personas que están cerca de esas comunidades para que recluten otros que ellos conocen y viven en esas comunidades.

ATRIBUTOS DE LAS VARIABLES DE INVESTIGACIÓN

De acuerdo con (SINCIE, 2017, 16m59s), las variables de investigación pueden poseer tres atributos:

1. **Atributo orden:** entre las categorías de una variable se puede identificar jerarquía (ejemplo: grado académico).
2. **Atributo distancia:** permite métricas, mediciones, razones, proporciones, entre valores finales (ejemplo: un billete de \$10 equivale a diez billetes de \$1). Es propio de variable numéricas.
3. **Atributo origen:** por ejemplo, peso o talla (no admiten valor 0) pero la temperatura o el saldo bancario puede aceptar el valor 0.

En la Tabla 2 se exponen los atributos de las variables según su tipología, donde se puede apreciar que las variables numéricas (Intervalo y Razón) tiene más atributos que las variables categóricas (Nominales y Ordinales), porque sus valores finales tienen más atributos, por lo que generalmente es preferible realizar el análisis estadístico con una variable numérica.

Tabla 2. Atributos de las variables según su tipología

VARIABLES CATEGÓRICAS		VARIABLES NUMÉRICAS	
			RAZÓN
		INTERVALO	
	ORDINAL		
NOMINAL			

Fuente: elaboración propia a partir de (SINCIE, 2017, 16m59s).

En concordancia con el concepto de categorizar, significa transformar una variable numérica en categórica, lo cual está bien para diagnósticos, pero no para análisis estadísticos, pues le hace perder atributos a sus valores finales.

Al recolectar los datos se deben hacer preferiblemente en su propia naturaleza, sin categorizarlos, por ejemplo, recolectar la edad en años y no en rangos de grupos etarios, pues se perderían análisis y solo servirían para diagnosticar.

Posteriormente, en dependencia del propósito del estudio, se puede decidir si categorizarlos o no.

HIPÓTESIS

La hipótesis es una proposición del investigador sobre la cual hay que emitir un juicio de valor; es una proposición o enunciado, que puede ser falsa o verdadera, pero no ambas a la vez. Representa un supuesto teórico probable como posible respuesta a un problema de investigación, que puede ser comprobable empíricamente.

Las fuentes que generan una hipótesis son comparables a las que originan el propio problema de investigación; dado que, problema e hipótesis son dos aspectos de un mismo esquema investigativo.

De acuerdo al método científico, las hipótesis pueden provenir de la aplicación de un razonamiento lógico deductivo o inductivo.

La fundamentación de las hipótesis es precisamente lo que sostiene la afirmación, mientras que la deducción consiste en la hipótesis misma, o sea, es la afirmación a donde se quiere llegar en la investigación.

De acuerdo con (Supo & Zacarías, 2020), para saber si el estudio lleva una hipótesis o no, basta con asignarle los calificativos de verdadero y falso al enunciado del estudio. Si el resultado de esta operación es una oración que tiene sentido, el estudio llevará hipótesis.

Estructura de una hipótesis

Una hipótesis bien formulada cuenta con una estructura compuesta por: unidades de observación (sujetos u objetos) y variables (atributos susceptibles de medición); además, se puede indicar cómo se espera que se relacionen estos dos elementos (direccionalidad de la hipótesis).

Cabe destacar que la direccionalidad de una hipótesis traduce las expectativas del investigador, lo cual, puede ir en detrimento de su imparcialidad. No obstante, todo investigador tiene cierta idea o intuición sobre la posible respuesta a su problema, aunque no la formule explícitamente.

Las hipótesis se pueden clasificar según diferentes criterios, no siempre excluyentes sino complementarios.

Bajo el criterio de su origen, se pueden identificar dos tipos de hipótesis:

- **Hipótesis empíricas:** nacen de la experiencia del investigador, por lo que carecen de fundamento y la experiencia de cada investigador es muy subjetiva. Por ejemplo, el enunciado “La privación del sueño es un factor de riesgo para la diabetes”, merece una hipótesis sin un verdadero fundamento, dado que sería suficiente con estudiar a 100 personas que duerman poco y a otras 100 personas que duerman sus horas completas y posteriormente verificar que en el primer grupo hay mayor número de casos de personas diabéticas.

- **Hipótesis racionales:** se fundamentan en los antecedentes investigativos, es decir, en el conocimiento previo.

Otra clasificación muy conocida, subdivide a las hipótesis en conceptuales, operativas y estadísticas.

- **Hipótesis conceptual:** se redacta como una afirmación directa y es de fácil comprensión. Ejemplo: el tratamiento con magnetoterapia es eficaz para combatir la tendinitis. En este caso, el objetivo del estudio pudiera ser: demostrar que el tratamiento con magnetoterapia es eficaz para combatir la tendinitis.

Su lógica es evidente dado que sigue el sentido común. Sin embargo, no es posible verificar una hipótesis así formulada; para lo cual se requiere traducir la hipótesis conceptual a términos cuantificables, medibles y en definitiva analizables. A estas exigencias responden las hipótesis operativas.

- **Hipótesis operativa:** establecen cómo se medirán (instrumentos y escalas de medida) los conceptos o variables a estudiar. Se trata de cuantificar, para poder comparar y comprobar la relación enunciada, de modo objetivo.

Ejemplo: el tratamiento con magnetoterapia alivia el dolor del paciente en un 50% más que el tratamiento con laserterapia, para combatir la tendinitis.

Pero, para comprobar o contrastar una hipótesis, se deben aplicar las correspondientes pruebas de significación estadística y éstas requieren de una formulación conocida como hipótesis nula (H_0).

- **Hipótesis estadística:** para entender el nexo entre hipótesis y pruebas estadísticas, puede analizarse la Figura 4.



Figura 4. Ritual de la significancia estadística en los estudios cuantitativos.

Fuente: elaboración propia.

Fases para realizar una prueba de significación estadística

En su formulación, una hipótesis puede negar la asociación entre variables (hipótesis nula) o puede afirmar que la asociación existe, como lo hace la hipótesis alternativa (H_1).

El proceso de contraste de la hipótesis estadística sigue diversos pasos o fases:

1. Formular la hipótesis nula (H_0).

La H_0 es la base formal para examinar la significación estadística. Según la H_0 , las diferencias observadas en las muestras son debidas únicamente al azar, es decir, que las muestras provienen de una misma población. De este modo, la H_1 y la H_0 se excluyen mutuamente como explicaciones de los resultados de un mismo estudio.

La prueba de significación estadística tratará de rechazar la H_0 , ante lo cual se aceptará la H_1 , asumiendo siempre la posibilidad de equivocarse.

2. Formular la hipótesis alternativa (H_1)

La H_1 establece que existen diferencias reales entre los grupos comparados; la relación entre las variables se puede formular de dos formas:

- La H_1 bilateral o de dos colas contempla la posibilidad de que la asociación entre variables se produzca en cualquier sentido; por ejemplo, el ejercicio físico puede modificar (aumentar o disminuir) la incidencia de infarto de miocardio.
- La H_1 unilateral o de una cola afirma la asociación en un solo sentido o dirección que puede ser de aumento o disminución; por ejemplo, el empleo de un nuevo tratamiento aumenta la supervivencia media de los pacientes respecto al tratamiento anterior.

La elección del tipo de H_1 (uni o bilateral) es anterior a la obtención de los datos. La prueba unilateral se plantea cuando únicamente interesa la diferencia en un sentido; por ejemplo, sólo interesa adquirir la patente de un nuevo producto si, realmente, es más eficaz que el que está siendo utilizado.

No obstante, hay investigadores que sistemáticamente emplean pruebas bilaterales, ya que cuando la diferencia es significativa con una prueba bilateral, aún lo será más con una unilateral. Un inconveniente de esta opción conservadora es que exige un tamaño de muestra superior al de la prueba unilateral.

3. Establecer el nivel de significación alfa

El nivel de significación se elige antes de aplicar las pruebas estadísticas y depende del nivel de confianza ($NC = 1 - \alpha$) que se desea para decidir si, finalmente, las diferencias halladas se atribuyen o no al azar.

Por consiguiente, antes de la prueba se establece un nivel de significación, y posteriormente se compara con el resultado (p) obtenido en la correspondiente prueba estadística. El valor p da argumentos al investigador para decidir el rechazo o mantenimiento de la H_0 . Así se determina la probabilidad de que las diferencias observadas sean debidas al azar, siempre suponiendo que la H_0 sea verdadera.

El nivel de significación que permite rechazar a la H_0 , suele fijarse en el 0,05, pero puede otorgársele otros valores (0,01; 0,001, entre otros) dependiendo de las consecuencias de la decisión a adoptar.

Si se establece que $\alpha = 0,05$ (5%), la probabilidad de rechazar erróneamente una H_0 verdadera es inferior o igual a 0,05 (1/20). Si se establece que $\alpha = 0,01$ (1%), dicha probabilidad es inferior o igual a 0,01 (1/100).

Cuanto menor sea α , con mayor seguridad los resultados de una prueba estadística permitirán rechazar la H_0 y, en consecuencia, apoyar la H_1 .

4. Elegir y realizar la prueba de significación estadística adecuada

La prueba de significación es un procedimiento estadístico para valorar la verosimilitud de una hipótesis respecto a los datos empíricos. La prueba elegida depende de un conjunto de factores cuya valoración es esencial para aplicar la prueba más adecuada.

El resultado de la prueba señala la probabilidad de que la H_0 sea cierta, es decir, que el resultado se deba al azar; siempre se debe utilizar una distribución de muestreo apropiada.

Esta probabilidad es el grado de significación estadística ya mencionado, y generalmente se representa con la letra p .

5. Decidir si se rechaza o no la H_0

Basándose en la comparación de la p obtenida y la α preestablecida, se decide si se rechaza o no la H_0 . Debe evitarse la expresión «se acepta la H_0 », porque conduce a pensar que se ha demostrado que ésta es verdadera. Lo más que puede afirmarse es que los datos correspondientes a una de las posibles muestras no permiten rechazar la H_0 . También es cierto que en la jerga estadística se utiliza la expresión «se acepta la H_0 », pero se debe emplear sabiendo que no implica ninguna demostración y que el rechazo de la H_0 queda condicionado a la realización de otras pruebas.

Una hipótesis bien formulada cuenta con una estructura compuesta por: unidad/es de observación (sujetos u objetos) y variables (atributos susceptibles de medición);

además, se puede indicar cómo se espera que se relacionen estos dos elementos (direccionalidad de la hipótesis). Cabe destacar que la direccionalidad de una hipótesis traduce las expectativas del investigador, lo cual, puede ir en detrimento de su imparcialidad. No obstante, todo investigador tiene cierta idea o intuición sobre la posible respuesta a su problema, aunque no la formule explícitamente.

En el caso de estudios cualitativos, la demostración de hipótesis se puede apoyar en la heurística y la algorítmica.

Algunos criterios de interés, para comprender mejor el “mundo de las hipótesis” son los siguientes (Supo & Zacarías, 2020):

- Todas las variables son independientes a menos que se demuestre lo contrario.
- La hipótesis nula hace referencia a la independencia entre las variables, mientras que la hipótesis alterna hace referencia a la dependencia entre las variables.
- A manera de regla general, las hipótesis relacionales o que se plantean en el nivel investigativo relacional son inicialmente a dos colas y se complementan con un siguiente estudio con hipótesis de una sola cola llamadas también unilaterales; mientras que las hipótesis que se plantean a nivel investigativo explicativo siempre son unilaterales porque son hipótesis que buscan dar respuesta a estudios de causa y efecto.
- Si el propósito del estudio es la comparación, entonces, la hipótesis alterna declara las diferencias; H_1 nos indica que los dos grupos son diferentes; la hipótesis nula, oponiéndose a la hipótesis alterna, nos dirá que los grupos comparados no son diferentes; este es quizás el sistema de hipótesis más difundido, donde H_1 denota las diferencias y H_0 denota las igualdades.
- La hipótesis es una proposición que intenta explicar los hechos o fenómenos que se formulan al comienzo de una investigación mediante una suposición o conjetura verosímil que tiene que probarse.
- No todos los estudios llevan hipótesis.
- Cada estudio debe tener una sola hipótesis principal relacionada con el objetivo principal de estudio, que es el único inferencial y las hipótesis siempre son inferenciales.
- Si la pregunta de investigación expresa la incertidumbre, la hipótesis anticipa la posible respuesta.
- La hipótesis se puede definir como una predicción o explicación provisoria (mientras no sea contrastada) de la relación entre 2 o más variables. Así pues, el problema-

pregunta precede a la hipótesis-respuesta que, a su vez, deriva de los objetivos de la investigación.

- La hipótesis, como formulación que plantea una presunta relación, se puede expresar en forma de proposición, conjetura, suposición, idea o argumento que se acepta temporalmente para explicar ciertos hechos.
- Es evidente que el carácter tentativo, aunque informado, de la hipótesis la sitúa al inicio de un estudio (hipótesis a priori) en la fase de planificación y lógicamente antes de la obtención y análisis de los datos.
- Una vez analizada la hipótesis, no es lógico, ni ético, cambiar o manipular su formulación inicial. Otra cuestión es que los resultados obtenidos conduzcan a replantear o a formular otra hipótesis de trabajo (hipótesis a posteriori) que podrá ser contrastada en futuros estudios.
- El método de razonamiento inductivo parte de la observación de un problema concreto y puede conducir a la formulación de una hipótesis. El problema debe estar correctamente identificado y especificado, ya que, si sólo existe una intuición del mismo, será necesario profundizar más en su definición. El problema no anticipa nada sobre su solución, porque si lo hiciera dejaría de ser problema, y corresponde a la hipótesis plantear las soluciones preseleccionadas.
- El método deductivo nace de una teoría o de un marco conceptual o teórico y conduce a una serie de afirmaciones o hipótesis que, convertidas en un instrumento de trabajo, analizan la teoría. Si la hipótesis derivada de una teoría no se confirma, se podrá cuestionar la validez de la propia teoría, pero también se tendrán que considerar las limitaciones o incluso la validez del diseño del estudio.
- La H_0 , también conocida como hipótesis de no diferencia, es una proposición de conformidad con (o no diferencia respecto de) las condiciones verdaderas de la población de interés. En general, la H_0 se establece con el propósito expreso de ser rechazada.
- La comprobación de hipótesis es el conjunto de procedimientos estadísticos que permiten decidir si los resultados de una investigación son el producto de efectos aleatorios o reales. Lógicamente la decisión no está exenta de posibles errores; no obstante, las pruebas estadísticas permiten especificar el nivel de probabilidad o el riesgo que el investigador está dispuesto a admitir (probabilidad de error tipo I).

Pruebas de contraste de hipótesis

Según el tipo de supuestos, el número de variables en estudio, la forma en que se han obtenido las muestras y los datos, existen 3 tipos de pruebas de hipótesis.

1. **Conformidad o bondad de ajuste:** permite concluir si unos resultados obtenidos están de acuerdo o no con una teoría o con un valor conocido, o si una distribución experimental de una variable se ajusta o no a una ley teórica. Ejemplo: se desea conocer si el tiempo medio destinado a consultas de psiquiatría, en un determinado centro de salud, se ajusta al tiempo medio recomendable.
2. **Homogeneidad:** se plantea si dos o más muestras observadas, que difieren en un valor, pueden pertenecer a una misma población teórica definida por unos parámetros. Ejemplo: se desea conocer si dos o más programas de educación sanitaria destinados al abandono del hábito de fumar, presentan alguna diferencia en su eficacia.
3. **De independencia:** se analiza si las variables estudiadas en una muestra están relacionadas en la población de la cual proceden, o de otro modo si existe relación entre los valores que toma una variable y los que presenta otra. Ejemplo: si se desea conocer si el presupuesto de un hospital destinado a la investigación del cáncer de estómago influye en el número de publicaciones científicas y patentes de los equipos financiados.

Errores en la decisión

Lógicamente, las decisiones en torno a la aceptación o rechazo de las hipótesis no están exentas del riesgo de cometer algún error; ya que se basan en pruebas estadísticas y en estadística inferencial, no es posible la certeza absoluta, sino que siempre se trata de probabilidades (Supo & Zacarías, 2020):

Tanto si la prueba no rechaza la H_0 y ésta es verdadera, como si la prueba rechaza la H_0 y es realmente falsa, se toman decisiones correctas, es decir, que aparentemente no se comete ningún error porque la realidad coincide con los resultados de la prueba.

El error se comete en las otras dos situaciones:

1. **Error tipo I o de primera especie:** se produce cuando la prueba detecta diferencias significativas y se rechaza la H_0 (o se acepta la H_1) pero, en realidad, tales diferencias no existen (H_0 verdadera). Por ejemplo, en un estudio se concluye que la presencia de un factor de riesgo presenta diferencias estadísticamente significativas en los 2 grupos estudiados, pero en realidad la presencia de ese factor no afecta significativamente a un grupo más que al otro. La probabilidad de cometer un error tipo I se denomina riesgo α y la probabilidad complementaria es el nivel de confianza ($NC = 1 - \alpha$).

Al riesgo α , también se le denomina nivel de significación estadística.

2. **Error tipo II o de segunda especie:** la prueba concluye que no hay diferencias

estadísticamente significativas y no se rechaza la H_0 (se rechaza H_1), pero en realidad existen diferencias. Por ejemplo, en un estudio se concluye que no hay diferencias en la eficacia de un nuevo procedimiento de desinfección respecto al utilizado hasta la fecha, pero en realidad ese nuevo procedimiento sí presenta diferencias estadísticamente significativas respecto al anterior. La probabilidad de cometer un error tipo II se denomina riesgo β .

El riesgo β se complementa con la potencia o poder de una prueba ($P = 1 - \beta$) que indica la capacidad de una prueba estadística de detectar una diferencia cuando ésta existe en la realidad.

En el ejemplo anterior, el poder o potencia sería la probabilidad de que la prueba detecte que el nuevo procedimiento es realmente diferente al anterior. Lógicamente, cuanto mayor sea la diferencia a valorar entre los 2 procedimientos y superior el número de sujetos estudiados, mayor será la probabilidad de que la prueba detecte diferencias; por ello se suele comentar que al aumentar el tamaño muestral disminuye el riesgo β .

Las fórmulas propias de las pruebas de significación estadística ponen de manifiesto la estrecha relación entre varios de los parámetros mencionados, de tal modo que conociendo los valores de tres se puede calcular el cuarto. Por otra parte, el riesgo * representa la probabilidad de concluir exactamente lo contrario de lo que ocurre en la realidad, en el siguiente cuadro se resume los dos tipos de errores que se puede incurrir en la comprobación de hipótesis.

		Estado real de la H_0	
		Verdadera	Falsa
Conclusión según la prueba de significancia estadística	Rechazar H_0	Error tipo I α	Poder del estudio ($1 - \beta$)
	No Rechazar H_0	Decisión correcta ($1 - \alpha$)	Error tipo II β

Interpretación de los resultados de las pruebas de significación estadística

En el análisis de los resultados se deben evitar algunos errores asociados a la interpretación errónea de los valores p . Uno de los más habituales es creer que la expresión «estadísticamente significativo» es asimilable a «clínicamente importante». El verdadero interés de la p es ofrecer un criterio para descartar el azar o la casualidad como explicación de las diferencias observadas.

En realidad, se pueden obtener valores de p pequeños (estadísticamente significativos) a expensas de aumentar el tamaño de la muestra, a la vez que crece la probabilidad de detectar pequeñas diferencias (aumenta el poder estadístico). En cambio, muestras muy pequeñas no permiten identificar diferencias estadísticamente significativas. Así pues, es preciso calcular al inicio del estudio el número necesario de sujetos para poder detectar diferencias en caso de que éstas existan.

Otro error en la interpretación de los resultados significativos, es pensar que cuanto más pequeña sea la p , más intensa es la asociación entre las variables analizadas. Un valor muy significativo de p (0,0001) no supone mayor intensidad en una relación. En realidad, una p pequeña (inferior a α) significa que es muy poco probable (1/10.000) que las diferencias encontradas sean debidas al azar, por lo que se deduce que existe alguna otra razón que las pueda explicar.

Otra idea, también errónea, es creer que el factor estudiado (por ejemplo, factor de riesgo, tratamiento) sea el causante del efecto observado. Esta reflexión conduce a otro error común, creer que la asociación estadística o el hallazgo de diferencias significativas es equivalente a la identificación de relaciones causales. Puede existir una asociación estadísticamente significativa, pero no ser de tipo causal. Para admitir relaciones causales se deben utilizar diseños adecuados; además son muy pocos los casos en que los resultados de un único estudio permiten asegurar que existe una relación causal.

Es importante tener en cuenta que el valor p indica el grado de acuerdo entre los datos y la H_0 . Pero lo que a veces interesa no es tanto el valor p , sino el intervalo de confianza (IC) que estima la cuantía o magnitud del efecto y proporciona los límites (inferior y superior) entre los que se encontraría el verdadero valor en la población.

Las pruebas de contraste de hipótesis nos informan sobre la significación estadística y el IC ayuda a valorar la significación clínica, biológica o psicológica de los resultados.

Las pruebas de significación y los IC tienen características específicas y ofrecen información complementaria.

Otro posible error deriva del hecho de que, al realizar múltiples comparaciones independientes en un mismo estudio, aumenta la probabilidad de que alguna de ellas sea significativa simplemente por azar. Ante este problema existen varias soluciones (realizar correcciones, elegir otros diseños, utilizar otros procedimientos estadísticos), pero tal vez la solución más adecuada es la de limitar el número de comparaciones a las que real y directamente sirvan para responder a la cuestión planteada inicialmente y que debería guiar todo el proceso de la investigación, particularmente el análisis de los datos y la interpretación de los resultados.

Por último, en la comunicación de los resultados se puede incurrir en el error conocido

como el de las «p huérfanas», que consiste en indicar el valor de p , pero sin mencionar la prueba estadística utilizada, con lo cual el lector recibe una información incompleta.

P-VALOR

El resultado de un test estadístico es el p -valor y todo test estadístico lo calcula como medida de azar, midiendo de esta forma el grado de incertidumbre. Es decir, el grado de azar que encierra a la hipótesis de investigación.

Pudieran presentarse estas dos situaciones:

- **P-valor grande:** significa que la H_1 es por azar y no debe aceptarse.
- **P-valor pequeño:** representa que la H_1 no es por azar, por lo que se justifica considerar que la H_1 es cierta y se puede aceptar.

El p -valor oscila entre 0 y 1. El límite para decidir si la H_1 es cierta generalmente es el 0,05 o sea, el 5%.

La hipótesis nula (H_0) es la contraria a la H_1 , y representa el estado más normal. Por ejemplo “NO tengo COVID-19”.

La hipótesis de investigación (H_1) es un estado anormal, es decir, no frecuente, y es lo que se busca en la investigación. Por ejemplo: “tengo COVID-19”.

En esencia, para dar respuesta a la pregunta investigativa, se debe seguir la secuencia de pensamiento siguiente:

- $P\text{-valor} > 0,05$ entonces NO se debe rechazar la hipótesis nula (“NO tengo COVID-19”).
- $P\text{-valor} < 0,05$ entonces se debe rechazar la hipótesis nula (“NO tengo COVID-19”) y se acepta la hipótesis de investigación (“Tengo COVID-19”).
- $P\text{-valor}$ muy próximo a 0,05 no existe demasiada evidencia para rechazar la hipótesis nula y entonces el investigador pudiera ser más conservador en su decisión.

Sin dudas, el análisis del p -valor es el procedimiento más utilizado de evaluación de la significación estadística en los hallazgos investigativos. Su origen se remonta al año 1925, fecha en la que Sir Ronald A. Fisher propuso la utilización de límites entre la significación y la no significación que se apoyaba en la probabilidad.

CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES

En estadística, la correlación es una medida de la relación lineal entre dos variables.

El valor de un coeficiente de correlación siempre está entre -1 y 1 donde:

- -1 indica una correlación lineal perfectamente negativa entre dos variables.
- 0 indica que no hay correlación lineal entre dos variables.
- 1 indica una correlación lineal perfectamente positiva entre dos variables

Si dos variables tienen una correlación de cero, indica que no están relacionadas de ninguna manera. En otras palabras, conocer el valor de una variable brinda una idea de cuál puede ser el valor de la otra variable (Bobbitt, 2021).

La correlación es un procedimiento estadístico utilizado para medir la asociación entre dos variables. En dependencia de las características de éstas y de la muestra, será el tipo de procedimiento de cálculo que se utilizará. Entre los tipos de correlación, las más utilizadas son la de r de Pearson y la de Rho de Spearman.

Considerando que Pearson se utiliza con variables numéricas y requiere que los datos tengan una distribución normal, se trata de un estadístico paramétrico. Por su parte, Rho de Spearman es no paramétrico.

En la Tabla 3 se sintetiza cuando utilizar uno u otro, en dependencia del tipo de variables.

Tabla 3. Utilización de Spearman o Pearson en dependencia del tipo de variables que se esté asociando.

¿PEARSON O SPEARMAN?		VARIABLE 1	
		NUMÉRICA	
CATEGÓRICA			
VARIABLE 2	CATEGÓRICA	SPEARMAN	SPEARMAN
	NUMÉRICA	SPEARMAN	PEARSON

Fuente: elaboración propia.

En esencia, el coeficiente de correlación de Pearson calcula el grado de relación lineal entre dos variables. Presupone un valor entre -1 y +1. Si una variable tiene la tendencia a incrementarse mientras la otra disminuye, el coeficiente de correlación es negativo. Por su parte, si las dos variables tienen la tendencia a incrementarse simultáneamente, el coeficiente de correlación es positivo.

CAPÍTULO 2:

PRINCIPALES HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS

Objetivo del capítulo:

- Caracterizar algunas de las principales herramientas estadísticas aplicadas a las ciencias de la salud.

Como guía para definir la herramienta estadística a utilizar en investigaciones, se pueden utilizar las relacionadas en el presente capítulo, de acuerdo al tipo de variables, el propósito del estudio y el tipo de muestra, en cada uno de los casos, tal como se expone en la Tabla 4.

Tabla 4. Prueba estadística según el tipo de variable y muestra, así como propósito del estudio.

Tipo de variable	Tipo de análisis	Demostrar diferencias		Demostrar asociación	Predecir variable
		Dos grupos	Tres o más grupos		
Cuantitativa (Distribución normal)	No relacionadas	T de Student (Muestras independientes)	ANOVA (Un factor)	Pearson	Regresión lineal
	Relacionadas	T de Student (Muestras relacionadas)	ANOVA (Medidas repetidas)		
Cualitativa ordinal (Libre distribución)	No relacionadas	U-Mann-Whitney	Kruskal-Wallis	Sperman (Aplicable también para asociar una variable nominal con una variable cuantitativa)	Regresión ordinal
	Relacionadas	Wilcoxon	Friedman		
Cualitativa dicotómica	No relacionadas	Chi Cuadrado		chi cuadrado	Regresión logística
	Relacionadas	McNemar	Q de Cochran	Coeficiente Phi	

Fuente: elaboración propia.

Desde el punto de vista metodológico, en el presente capítulo se agrupan de acuerdo al propósito: demostrar diferencias; demostrar asociación; o predecir la variable.

HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS UTILIZADAS PARA DEMOSTRAR DIFERENCIAS

T DE STUDENT

La T de Student se utiliza en los casos siguientes:

- Para variables de resultados cuantitativos (con distribución normal) y tipo de muestra no relacionada, para demostrar diferencias entre dos grupos, se debe utilizar **T de Student** para muestras independientes.
- Para variables de resultados cuantitativos (con distribución normal) y tipo de muestra relacionada, para demostrar diferencias entre dos grupos, se debe utilizar

T de Student para muestras relacionadas.

Se deben tener en cuenta los supuestos de la estadística paramétrica:

- ✓ La variable de resultado debe ser cuantitativa (nivel de medición de intervalo o razón).
- ✓ Más de 30 participantes.
- ✓ Distribución normal.
- ✓ Homocedasticidad (Homogeneidad de varianzas).

T DE STUDENT PARA MUESTRAS INDEPENDIENTES

Se trata de una prueba paramétrica, que se utiliza para comparar dos muestras independientes (sujetos diferentes en cada grupo). La variable dependiente es cuantitativa y se comparan las medias de los grupos.

En esencia, se evalúan las diferencias en las respuestas de los sujetos que pertenecen a dos grupos diferentes. Por ejemplo, determinación de las diferencias de la media de días que permanecen con COVID-19, pacientes hospitalizados en el hospital A y en el hospital B, tal como se ilustra en la Tabla 5.

Tabla 5. Ejemplo de aplicación de T de Student.

Hospital/ Pacientes	Media de días que permanecen con COVID-19									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
A	10	5	6	3	9	8	7	5	6	5
B	2	1	7	4	4	5	2	5	3	4

Fuente: elaboración propia.

Supongamos que el investigador pudo predecir que los pacientes están más días hospitalizados en el hospital A que en el hospital B.

Hipótesis unilateral:

- H_0 : el tiempo promedio de hospitalización de pacientes con COVID-19 en el hospital A es similar al del hospital B
- H_1 : el tiempo promedio de hospitalización de pacientes con COVID-19 en el hospital A es diferente al del hospital B.

Pasos para calcular la T de Student no relacionada:

1. Calcular la media para cada grupo.

- Hospital A: Media = $10 + 5 + 6 + 3 + 9 + 8 + 7 + 5 + 6 + 5 / 10$
= 6,4 días.

- Hospital B: Media = $2 + 1 + 7 + 4 + 4 + 5 + 2 + 5 + 3 + 4 / 10$
= 3,7 días.

2. Elevar al cuadrado cada uno de los resultados de los pacientes de cada hospital (Tabla 6).

Tabla 6. Paso 2 de la T de Student para muestras independientes.

Hospital A		Hospital B	
Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado	Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado
10	100	2	4
5	25	1	1
6	36	7	49
3	9	4	16
9	81	4	16
8	64	5	25
7	49	2	4
5	25	5	25
6	36	3	9
5	25	4	16

Fuente: elaboración propia.

3. Sumar los valores de cada columna (Tabla 7).

Tabla 7. Paso 3 de la T de Student para muestras independientes.

Hospital A		Hospital B	
Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado	Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado
10	100	2	4
5	25	1	1
6	36	7	49
3	9	4	16
9	81	4	16
8	64	5	25
7	49	2	4
5	25	5	25
6	36	3	9
5	25	4	16
$S_1 = 64$	$S_1^2 = 450$	$S_2 = 37$	$S_2^2 = 165$

Fuente: elaboración propia.

4. Elevar al cuadrado la sumatoria de los resultados para cada hospital (Tabla 8).

Tabla 8. Paso 4 de la T de Student para muestras independientes.

Hospital A		Hospital B	
Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado	Días hospitalizados	Días hospitalizados elevado al cuadrado
10	100	2	4
5	25	1	1
6	36	7	49
3	9	4	16
9	81	4	16
8	64	5	25
7	49	2	4
5	25	5	25
6	36	3	9
5	25	4	16
$S_1 = 64$	$S_1^2 = 450$	$S_2 = 37$	$S_2^2 = 165$
$(S_1)^2 = 4096$		$(S_2)^2 = 1369$	

Fuente: elaboración propia.

5. Calcular el valor de t.

$$t = \frac{M_1 - M_2}{\sqrt{\left[\frac{\Sigma_1^2 - \frac{(\Sigma_1)^2}{n_1}}{(n_1 - 1)} + \frac{\Sigma_2^2 - \frac{(\Sigma_2)^2}{n_2}}{(n_2 - 1)} \right] * \left(\frac{1}{n_1} \right) + \left(\frac{1}{n_2} \right)}}$$

$$t = \frac{6.4 - 3.7}{\sqrt{\frac{\left(450 - \frac{4096}{10}\right) + \left(165 - \frac{1369}{10}\right)}{(10-1) + (10-1)} * \left(\frac{1}{10}\right) + \left(\frac{1}{10}\right)}}$$

$$t = \frac{6.4 - 3.7}{\sqrt{\frac{\left(450 - \frac{4096}{10}\right) + \left(165 - \frac{1369}{10}\right)}{(10-1) + (10-1)} * \left(\frac{1}{10}\right) + \left(\frac{1}{10}\right)}}$$

$$t = \frac{2.7}{\sqrt{\frac{\left(450 - 409.6\right) + \left(165 - 136.9\right)}{(9) + (9)} * \left(\frac{2}{10}\right)}}$$

$$t = \frac{2.7}{\sqrt{\frac{(40.4 + 28.1)}{18} * (0.2)}} \quad t = \frac{2.7}{\sqrt{\frac{(68.5)}{18} * (0.2)}}$$

$$t = \frac{2.7}{\sqrt{3.805 * (0.2)}} \quad t = \frac{2.7}{0.872}$$

$$t = 3.096$$

6. Calcular los grados de libertad.

$$gl = (n_1 - 1) + (n_2 - 1)$$

$$gl = (10 - 1) + (10 - 1)$$

$$gl = 9 + 9$$

$$gl = \underline{18}$$

Zona de rechazo:

Para rechazar la H_0 es necesario que t sea igual o mayor que el valor crítico de las tablas (Ver Tabla 9).

Tabla 9. Valor crítico de las tablas para determinar los grados de libertad.

gl	0,20	0,15	0,10	0,05
1	1,38	1,96	3,08	6,31
2	1,06	1,39	1,89	2,92
3	0,98	1,25	1,64	2,35
4	0,94	1,19	1,53	2,13
5	0,92	1,16	1,48	2,01
6	0,91	1,13	1,44	1,94
7	0,90	1,12	1,42	1,90
8	0,89	1,11	1,40	1,86
9	0,88	1,10	1,38	1,83
10	0,88	1,09	1,37	1,81
11	0,88	1,09	1,36	1,80
12	0,87	1,08	1,36	1,78
13	0,87	1,08	1,35	1,77
14	0,87	1,08	1,34	1,76
15	0,87	1,07	1,34	1,75
16	0,86	1,07	1,34	1,75
17	0,86	1,07	1,33	1,74
18	0,86	1,07	1,33	1,73
19	0,86	1,07	1,33	1,73

Fuente: elaboración propia.

En este caso, para 18 grados de libertad, con una $p \leq 0,05$, el valor crítico es de 1,73.

Conclusión del caso:

- H_0 : el tiempo promedio de hospitalización de pacientes con COVID-19 en el hospital A es similar al del hospital B.

- H_1 : el tiempo de hospitalización en pacientes con COVID-19 en el hospital A es diferente al del hospital B.

$$t = 3,096 \text{ Valor crítico: } 1,73$$

Teniendo en cuenta que el valor de t (3,096) es mayor que el valor crítico, a un $p \leq 0,05$, se rechaza la hipótesis nula, se concluye que existe una diferencia estadísticamente significativa del tiempo promedio de hospitalización de COVID-19 en el hospital A que en el hospital B.

T DE STUDENT PARA MUESTRAS RELACIONADAS

Si se desea demostrar diferencias entre dos grupos, tratándose de variables de resultados cuantitativos (con distribución normal) y tipo de muestra relacionada, se debe utilizar T de Student para muestras relacionadas.

O sea, la prueba T de Student para muestras relacionadas, se utiliza en el caso de que dos muestras estén relacionadas o son pareadas, es decir, cuando una variable es medida en la misma muestra en dos momentos diferentes. Generalmente se utiliza en estudios experimentales o en estudios longitudinales en donde se realizan dos mediciones en la misma muestra.

Puede ser, por ejemplo, un estudio de un pretest y un posttest o puede ser al inicio o antes de aplicar algún tratamiento y luego de terminar con dicho tratamiento.

La prueba T de Student para muestras relacionadas es similar a cualquier otra prueba hipótesis en donde se pueden tener tres escenarios al momento de plantear las hipótesis.

- **Primer escenario:** se plantea una hipótesis bilateral.

$$H_0: \mu_d = 0$$

$$H_1: \mu_d \neq 0$$

- **Segundo y tercer escenario:** son hipótesis unilaterales que pueden ser con cola a la derecha o con cola a la izquierda.

$$H_0: \mu_d \leq 0 \quad H_0: \mu_d \leq 0 \quad H_0: \mu_d \geq 0$$

$$H_0: \mu_d > 0 \quad H_0: \mu_d > 0 \quad H_0: \mu_d < 0$$

El estadístico de prueba es:

Donde:

$$t = \frac{\bar{d}}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}}$$

t: Estadístico *t* calculado
 \bar{d} = Promedio de las diferencias
 S_d = Desv. estándar de las diferencias
 $S_d = \sqrt{\frac{(d_1 - \bar{d})^2}{n - 1}}$

Donde:

- *t* es igual al promedio de las diferencias entre la desviación estándar de las diferencias dividido entre la raíz de *n*.
- la desviación estándar se calcula mediante su fórmula para la muestra

Este estadístico sigue una distribución *t* con *n* menos un grado de libertad y se rechaza la hipótesis nula (*H*₀) dependiendo del planteamiento de la hipótesis si:

$$t < -t_{(1-\frac{\alpha}{2}) \cdot (n-1)} \text{ o } t > t_{(1-\frac{\alpha}{2}) \cdot (n-1)} \text{ Bilateral}$$

$$t < t_{(1-\alpha) \cdot (n-1)} \text{ Unilateral derecha}$$

$$t < t_{(\alpha) \cdot (n-1)} \text{ Unilateral izquierda}$$

A continuación, se expone un ejemplo:

A 15 pacientes obesos se le toman sus pesos en kilogramos pesos antes y después de un programa de dietas. Lo que se desea comprobar es si la dieta de tres meses fue efectiva para reducir el peso. Los datos se exponen en la Tabla 10.

Tabla 10. Datos del ejercicio.

Peso antes	Peso después	Diferencia
117,3	83,3	34,0
111,4	85,9	25,5
98,6	75,8	22,8
104,3	82,9	21,4
105,4	82,3	23,1
100,4	77,7	22,7
81,7	62,7	19,0
89,5	69,0	20,5
78,2	63,9	14,3
92,3	80,3	12,0
101,2	82,6	18,6
89,1	71,1	18,0
86,9	78,1	8,8

Fuente: elaboración propia.

Lo primero que se debe hacer es plantear la hipótesis. Se quiere demostrar que el peso inicial es mayor al peso final, porque ese es el objetivo de la dieta, o sea, no es indistintamente aumentar o reducir el peso corporal.

Planteamiento de la hipótesis:

$$H_0: H_d = \leq 0$$

$$H_1: H_d = > 0$$

Es decir, la hipótesis nula (H_0) será que la diferencia o el promedio de las diferencias es menor o igual a cero; mientras que la hipótesis alterna (H_1) indica que el promedio de las diferencias es mayor que 0, con esto último se estaría demostrando que el peso antes de aplicar el programa de dietas es mayor al peso final.

Los cálculos pueden realizarse con diversos soportes informáticos, por ejemplo, SPSS; Minitab; o simplemente en Excel.

Los resultados son los siguientes:

$$t = \frac{\bar{d}}{\frac{s_d}{\sqrt{n}}}$$

donde $\bar{d} = 18.7667$

$$s_d = \sqrt{\frac{(d_1 - \bar{d})^2}{n - 1}}$$
$$= 7.250977$$

El valor crítico:

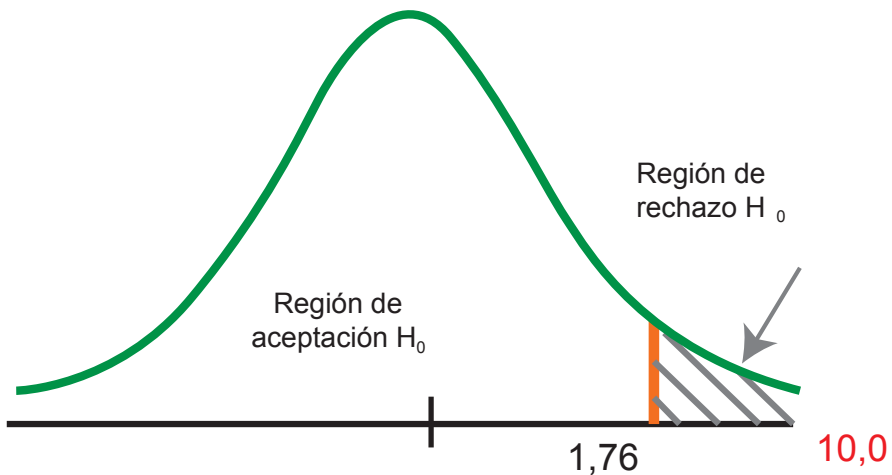
$$gl = (n-1) = 14$$

$$\alpha = 0,05 \text{ (5\%)}$$

$$t_{(1-\alpha), (n-1)} = 1,761310 \text{ (valor crítico de } t \text{ de una cola)}$$

$$P\text{-valor} = 0,000000045$$

La representación gráfica de la zona de aceptación y de rechazo es:



Como decisión final, no se debe aceptar la Hipótesis Nula. La diferencia promedio de los pesos es mayor a cero lo que significa que el peso inicial de los 15 pacientes es mayor al peso final, luego de haber aplicado en tres meses el programa de dietas.

ANOVA

La ANOVA se utiliza en los casos siguientes:

- Para variables de resultados cuantitativas (con distribución normal) y tipo de muestra no relacionada, para demostrar diferencias entre tres o más grupos, se debe utilizar **ANOVA de un factor**.
- Para variables de resultados cuantitativas (con distribución normal) y tipo de muestra relacionada, para demostrar diferencias entre tres o más grupos, se debe utilizar **ANOVA** (medidas repetitivas).

El ANOVA es una de las técnicas más utilizadas en muchas ramas de la ciencia (Wright, 2009).

Se deben considerar los supuestos de la estadística paramétrica:

- ✓ La variable de resultado debe ser cuantitativa (nivel de medición de intervalo o razón).
- ✓ Más de 30 participantes.
- ✓ Distribución normal.
- ✓ Homocedasticidad (Homogeneidad de varianzas).

La prueba ANOVA (Analysys of Variance) es un procedimiento estadístico que permite identificar si las diferencias entre grupos son estadísticamente significativas.

Su estudio se fundamenta en el análisis de las varianzas o la variabilidad del conjunto de datos.

Existen diversos procedimientos basados en ANOVA, por ejemplo:

- ✓ ANOVA de una vía (One Way ANOVA): es una prueba paramétrica que se utiliza para comparar tres o más grupos independientes (sujetos diferentes en cada grupo), considerando una variable clasificatoria (independiente) y una variable de resultado (dependiente).

La variable dependiente es cuantitativa y se comparan las varianzas de los grupos, asumiendo independencia de las muestras. Evalúa las diferencias en las respuestas de los sujetos que pertenecen a tres o más grupos diferentes.

Ejemplo: Comparar el puntaje de estrés (variable de resultado) según profesiones (variable clasificatoria) durante la pandemia COVID-19.

Médicos



Puntaje de estrés

Enfermeros



Puntaje de estrés

Psicólogos



Puntaje de estrés

- ✓ ANOVA de medidas repetidas (ANOVA RM): considera una variable clasificatoria (independiente) y una variable de resultado (dependiente).

Ejemplo: Comparar el puntaje de estrés (variable de resultado) de una profesión en distintos momentos (variable clasificatoria) respecto a la pandemia COVID-19.

Antes



Después



Seguimiento



Puntaje de estrés de los médicos

- ✓ ANOVA Factorial: compara diversos grupos considerando más de una variable clasificatoria (independiente) y una de resultado (dependiente).

Ejemplo: Comparar el puntaje de estrés (variable de resultado) en pacientes hospitalizados (jóvenes y adultos mayores – variables clasificatorias -) con pacientes no hospitalizados (jóvenes y adultos mayores).

Paciente hospitalizado

Paciente no hospitalizado



Joven
Puntaje de
estrés

Adulto mayor
Puntaje de estrés

Joven
Puntaje de estrés

Adulto mayor
Puntaje de estrés

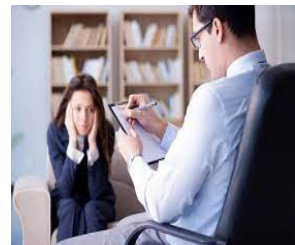
MANOVA: compara varios grupos, considerando una variable clasificatoria (independiente) y varias variables de resultados (dependientes).

Ejemplo: Comparar el puntaje de estrés y el puntaje de somatización (variables de resultados) según profesiones (variable clasificatoria) durante la pandemia COVID-19.

Médicos

Enfermeros

Psicólogos



Puntaje de estrés
Puntaje de somatización

Puntaje de estrés
Puntaje de somatización

Puntaje de estrés
Puntaje de somatización

En el análisis e ANOVA, se tiene cuenta tanto la varianza entre grupos como la varianza intra grupos, tal como se muestra en la Figura 5, en la que se observa que se trata de tres grupos (1-amarillo; 2-azul; y 3-rojo), cada uno con sus respectivas medias y a su vez se expone la gran media (media de todos los sujetos participantes en el estudio).

La varianza total que evidencia en qué medida los datos se dispersa a la izquierda o a la derecha de la gran media. También se expone el análisis de las varianzas por los grupos, observándose la distancia que existe entre la gran media y la media de cada grupo (varianza entre grupos), así como la varianza común (varianza intragrupo)

ANOVA

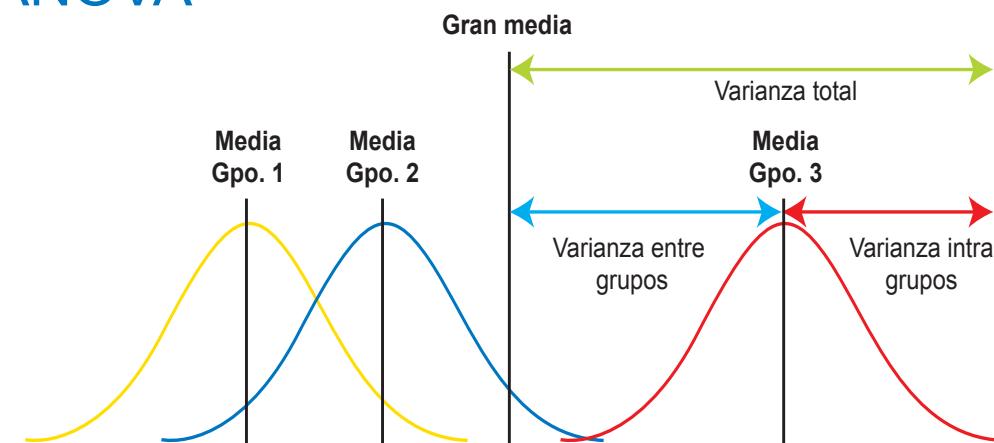


Figura 5. Varianza entre grupos y varianza intra grupos en el análisis ANOVA

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020a, 7m13s).

En la Figura 6 se sintetiza cómo se calculan cada una de los elementos de la varianza, así como el estadístico del análisis de la varianza (F)

Elementos del análisis de varianza

Fuente de variación	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Varianzas o cuadrados medios
Entre grupos	$SC_{entre} = \sum_{i,j} (\bar{X}_i - \bar{X})^2$	$gl_{entre} = k - 1$	$S_e^2 = \frac{SC_{entre}}{gl_{entre}}$
Intra grupos*	$SC_{intra} = \sum_{i,j} (\bar{X}_{i,j} - \bar{X}_i)^2$	$gl_{intra} = n - k$	$S_e^2 = \frac{SC_{intra}}{gl_{intra}}$
Varianza total	$SC_{total} = \sum_{i,j} (\bar{X}_{i,j} - \bar{X})^2$	$gl_{total} = n - 1$	$F = \frac{S_e^2}{S_R^2}$

*Varianza residual, de error, o no explícita.

Figura 6. Síntesis de las fórmulas de la varianza.

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 0m41s).

Aunque en la estadística paramétrica el tamaño de la muestra debe ser mayor, con fines ilustrativos se presenta un ejemplo, que se ilustra a través de las figuras 7 a la 11. La hipótesis del estudio se define de la forma siguiente:

- H_0 : No existen diferencias entre los grupos.
- H_1 : Existen diferencias entre los grupos.

Cálculo de Suma de cuadrados total

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
3	5	5
2	3	6
1	4	7
$\bar{X}_1 - 2$	$\bar{X}_2 - 4$	$\bar{X}_3 - 6$

$\bar{X} = \frac{3+2+1+5+3+4+5+6+7}{9} = 4$

$gl = n - 1$

$gl = 9 - 1$

$gl = 8$

La gran media es, también, la media de las medias de cada grupo

$SC_{total} = \sum_{i,j} (\bar{X}_{i,j} - \bar{X})^2$

Donde...

$\bar{X}_{i,j}$ = sumatoria de cada caso
 $\bar{X}_{i,j}$ = dato de cada participante
 \bar{X} = Media de todo la muestra (gran media)

$$SC_{total} = (3 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (5 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (5 - 4)^2 + (6 - 4)^2 + (7 - 4)^2$$

$$SC_{total} = (-1)^2 + (-2)^2 + (-3)^2 + (1)^2 + (-1)^2 + (0)^2 + (1)^2 + (2)^2 + (3)^2$$

$$SC_{total} = 1 + 4 + 9 + 1 + 1 + 0 + 1 + 4 + 9$$

$SC_{total} = 30$

Figura 7. Ejemplo de aplicación de ANOVA (1)

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 3m55s).

Cálculo de Suma de cuadrados entre

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
3	5	5
2	3	6
1	4	7
$\bar{x}_1 - 2$	$\bar{x}_2 - 4$	$\bar{x}_3 - 6$

$$\bar{x} = 4$$

$$gl_{entre} = k - 1$$

$$gl_{entre} = 3 - 1$$

$$gl_{entre} = 2$$

$$SC_{entre} = \sum_{i,j} (\bar{x}_i - \bar{x})^2$$

Donde...

$\sum_{i,j}$ = sumatoria de cada caso
 \bar{x}_i = media del grupo
 \bar{x} = Media de toda la muestra (gran media)

$$SC_{entre} = (2 - 4)^2 + (2 - 4)^2 + (2 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (6 - 4)^2 + (6 - 4)^2 + (6 - 4)^2$$

$$SC_{entre} = 3(2-4)^2 + 3(4-4)^2 + 3(6-4)^2$$

$$SC_{entre} = 3(-2)^2 + 3(0)^2 + 3(2)^2$$

$$SC_{entre} = 3(4)^2 + 3(0)^2 + 3(4)^2$$

$$SC_{entre} = 12 + 0 + 12$$

$$SC_{entre} = 24$$

Figura 8. Ejemplo de aplicación de ANOVA (2)

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 5m12s).

Cálculo de Suma de cuadrados intra

Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3
3	5	5
2	3	6
1	4	7
$\bar{x}_1 - 2$	$\bar{x}_2 - 4$	$\bar{x}_3 - 6$

$$\bar{x} = 4$$

$$gl_{intra} = n - k$$

$$gl_{intra} = 9 - 3$$

$$gl_{intra} = 6$$

$$SC_{intra} = \sum_{i,j} (\bar{x}_{i,j} - \bar{x}_i)^2$$

Donde...

$\sum_{i,j}$ = sumatoria de cada caso
 $\bar{x}_{i,j}$ = dato de cada participante
 \bar{x}_i = Media del grupo

$$SC_{intra} = (3 - 2)^2 + (2 - 2)^2 + (1 - 2)^2 + (5 - 4)^2 + (3 - 4)^2 + (4 - 4)^2 + (5 - 6)^2 + (6 - 6)^2 + (7 - 6)^2$$

$$SC_{intra} = (1)^2 + (0)^2 + (-1)^2 +$$

$$(1)^2 + (-1)^2 + (0)^2 +$$

$$(-1)^2 + (0)^2 + (1)^2$$

$$SC_{intra} = 1 + 0 + 1 + 1 + 1 + 0 + 1 + 0 + 1$$

$$SC_{intra} = 6$$

Figura 9. Ejemplo de aplicación de ANOVA (3)

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 7m51s).

Elementos del análisis de varianza

Fuente de variación	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Varianzas o cuadrados medios
Entre grupos	$SC_{entre} = 24$	$gl_{entre} = 2$	$S_e^2 = \frac{24}{2} = 12$
Intra grupos*	$SC_{intra} = 6$	$gl_{intra} = 6$	$S_R^2 = \frac{6}{6} = 1$
Varianza total	$SC_{total} = 30$	$gl_{total} = 8$	

*Varianza residual, de error, o no explícita.

$$F = \frac{S_e^2}{S_R^2} \quad F = \frac{12}{1} \quad F = 12$$

$gl_{total} = 2,6$

Figura 10. Ejemplo de aplicación de ANOVA (4)

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 9m38s).v

Zona de rechazo

Para rechazar la H_0 , se requiere que F sea igual o MAYOR que el valor crítico de las tablas

			gl_{entre} ↓
g.d.l	1	2	
1	161,4	199,9	
2	18,513	19,000	
3	10,128	9,552	
4	7,709	6,552	
5	6,608	6,944	
		5,786	
gl_{intra} →	6	5,143	
	7	4,737	
	8	4,459	
	9	4,256	
	10	4,103	

Se ubica en columnas los grados de libertad del numerador (gl_{entre}) y en el renglón los grados de libertad del denominador (gl_{intra}).

El valor crítico corresponde al valor en el que se cruzan numerador y denominador

Figura 11. Ejemplo de aplicación de ANOVA (5)

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020b, 11m52s).

Como conclusión del caso, dado que las hipótesis fueron:

- H_0 : No existen diferencias entre los grupos.
- H_1 : Existen diferencias entre los grupos.

Considerando que el valor de $F = 12$ y el Valor crítico = 5,143; el primero es mayor que el segundo a un $p \leq 0,05$, por lo que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis de investigación. Por ello, se asume que existen diferencias entre los grupos.

$F(2,6) = 12, p \leq 0,05$

ANOVA de una vía indica que existen diferencias entre los grupos, no obstante, cabe preguntarse, ¿Todos los grupos son diferentes?, o sea, ¿Existen diferencias entre todos los grupos o solo entre algunos?

Ante esta disyuntiva, las pruebas posthoc permiten identificar entre qué grupos se presentan las diferencias estadísticamente significativas.

Dependiendo de las características de los datos, se seleccionará el tipo de prueba posthoc que se aplicará. Las más comunes son las pruebas de Tukey y de Scheffé, las cuales se muestran en la Figura 12.

Posthoc

Variable dependiente: Resultado

		Diferencia de medias (I-J)	Error típico	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
(I) Grupo	(J) Grupo				Límite inferior	Límite superior
HSD de Tukey	Grupo 1	Grupo 2	-2.00000	.109	-4.5052	.5052
	Grupo 1	Grupo 3	-4.00000	.006	-6.5052	-1.4948
	Grupo 2	Grupo 2	-2.00000	.109	-.5052	4.5052
	Grupo 2	Grupo 3	-2.00000	.109	-4.5052	.5052
Scheffé	Grupo 3	Grupo 1	-4.00000	.006	1.4948	6.5052
	Grupo 3	Grupo 2	-2.00000	.109	-.5052	4.5052
	Grupo 1	Grupo 2	-2.00000	.125	-4.6187	.6187
	Grupo 1	Grupo 3	-4.00000	.008	-6.6187	1.3813
	Grupo 2	Grupo 1	2.00000	.125	-.6187	-4.6187
	Grupo 2	Grupo 3	-2.00000	.125	-4.6187	-.6187
	Grupo 3	Grupo 1	4.00000	.008	1.3813	6.6187
	Grupo 3	Grupo 2	2.00000	.125	-.6187	4.6187

*La diferencia de medias es significativa al nivel 0.05

Figura12. Pruebas de Tukey y de Scheffé

Fuente: (Alialhe (AACHCL), 2020c, 11m52s).

U-MANN-WHITNEY

La U-Mann-Whitney se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución) y el tipo de muestras sea no relacionadas, para demostrar diferencias entre dos grupos se debe utilizar U-Mann-Whitney.

En esencia es una prueba no paramétrica que se utiliza para comparar dos muestras independientes (diferentes sujetos en cada muestra), en donde se comparan las medianas de los grupos.

Excepcionalmente, en algunos casos la variable es numérica, cuando se aplica a una muestra que no cumple los supuestos de la estadística paramétrica.

A continuación, se muestra un ejemplo, en el que se muestran las diferencias en las respuestas de los pacientes a los cuales se les extrae una muela con música como terapia o sin música. Es decir, se pretende conocer el efecto de la música en la relajación de los pacientes.

Se utiliza un cuestionario con escala Likert con valores de 1 a 5, para que expongan la relajación percibida, donde 1 significa ninguna relajación y 5 total relajación. Los resultados se exponen en la Tabla 11.

Tabla 11. Resultados del cuestionario de relajación durante la extracción de la muela.

Grupo control (Sin música) Mediana: 3	Grupo Experimental (Con música) Mediana: 5
3	5
4	5
3	2
1	5
5	4
2	5
3	5
4	4
1	5
3	5

Fuente: elaboración propia a partir de (Alialhe (Profe Abejita), 2021).

Hipótesis bilaterales:

- H_0 : no existen diferencias en los niveles de relajación de los grupos control y experimental.

- H_1 : existen diferencias en los niveles de relajación de los grupos control y experimental.

Teniendo en cuenta que la variable es ordinal, se trabaja con ordenamiento.

Pasos a desarrollar:

1. Ordenar los valores de ambos grupos, otorgando la posición que le corresponde dentro del rango, considerando que las posiciones con la misma cifra, se promedian (Tabla 12).

Tabla 12. Valores ordenados en cada grupo según su posición.

1,5 ¹	1,5 ¹	3,5 ²	3,5 ²	6,5 ³	6,5 ³	6,5 ³	6,5 ³	10,5 ⁴	10,5 ⁴
1	1	2	2	3	3	3	3	4	4
10,5 ⁴	10,5 ⁴	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵	16,5 ⁵
4	4	5	5	5	5	5	5	5	5

¹(1 + 2) / 2 celdas: celda 1 + celda 2 = 3 / 2 celdas = 1.5 promedio para esas dos celdas.

²(celda 3 + celda 4) / 2 celdas: celda 3 + celda 4 = 7 / 2 celdas = 3.5 promedio para esas dos celdas.

³(celda 5 + celda 6 + celda 7 + celda 8) / 4 celdas = 26 / 4 celdas = 6.5 promedio para esas cuatro celdas.

⁴(celda 9 + celda 10 + celda 11 + celda 12) / 4 celdas = 42 / 4 celdas = 10.5 promedio para esas cuatro celdas.

⁵(celda 13 + celda 14 + celda 15 + celda 16 + celda 17 + celda 18 + celda 19 + celda 20) / 8 celdas = 132 / 8 celdas = 16,55 para esas ocho celdas.

Fuente: elaboración propia a partir de (Alialhe (Profe Abejita), 2021).

2. Se suman las posiciones de los rangos para cada grupo (Tabla 13).

Tabla 13. Suman de posiciones de los rangos para cada grupo.

Grupo control (Sin música)	Grupo Experimental (Con música)
3 (6,5)	5 (16,5)
4 (10,5)	5 (16,5)
3 (6,5)	2 (3,5)
1 (1,5)	5 (16,5)
5 (16,5)	4 (10,5)
2 (3,5)	5 (16,5)
3 (6,5)	5 (16,5)
4 (10,5)	4 (10,5)
1 (1,5)	5 (16,5)
3 (6,5)	5 (16,5)
S = 70 (Rango)	S = 140 (Rango)

Fuente: elaboración propia a partir de (Alialhe (Profe Abejita), 2021).

3. Se calculan los valores de la U-Mann-Whitney.

$$U_1 = n_1 n_2 + \frac{n_1(n_1 + 1)}{2} - \Sigma R_1$$

$$U_2 = n_1 n_2 + \frac{n_2(n_2 + 1)}{2} - \Sigma R_2$$

Donde n es el número de pacientes correspondientes a cada grupo.

Sustituyendo:

$$U_1 = 10 * 10 + \frac{10(10 + 1)}{2} - 70$$

$$U_2 = 10 * 10 + \frac{10(10 + 1)}{2} - 140$$

$$U_1 = 100 + \frac{110}{2} - 70$$

$$U_1 = 100 + 55 - 70$$

$$U_2 = 100 + \frac{110}{2} - 140$$

$$U_2 = 100 + 55 - 140$$

$$U_1 = 85$$

$$U_2 = 15$$

4. La U con el menor valor es la que se selecciona.

$$U_1 = 85$$

$$U_2 = 15$$

$$U = 15$$

Zona de rechazo:

Para rechazar la H_0 , se requiere que, U sea menor que el valor crítico de la tabla que corresponda analizar, o sea, la de contraste bilateral o unilateral al 0,05, según proceda. En el presente caso sería la bilateral.

Al tratarse en este caso de un contraste bilateral, se busca en la tabla correspondiente el valor de U, entrecruzando la coordenada donde coincide el valor de la cantidad de pacientes del grupo 1 (10) con la cantidad de pacientes del grupo 2 (10), lo cual arroja el valor crítico de 23, como se observa en la Tabla 14. Estas tablas se encuentran en diversos manuales de estadística y en sitios web especializados. Por ejemplo, se puede localizar en:

<https://academic.uprm.edu/dgonzalez/4010/tablaProbs.pdf>

Tabla 14. Valor crítico del valor de U.

n_2												n_1
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	1
1												
2								0	0	0	0	1
3					0	0	0	2	2	3	3	4
4				0	1	2	3	4	4	5	6	7
5			0	1	2	3	5	6	7	8	9	1
6			1	2	3	5	6	8	10	11	13	1
7			1	3	5	6	8	10	12	14	16	1
8		0	2	4	6	8	10	13	15	17	19	2
9		0	3	4	7	10	12	15	17	20	23	2
10		0	3	5	8	11	1	17	20	23	26	2
11		0	3	6	9	13	16	19	23	26	30	3
12		1	4	7	11	14	18	22	26	29	33	3

Fuente: elaboración propia a partir de (Alialhe (Profe Abejita), 2021).

Teniendo en cuenta que se tenía una hipótesis bilateral (dos colas)

- H_0 : no existen diferencias en los niveles de relajación de los grupos control y experimental.
- H_1 : existen diferencias en los niveles de relajación de los grupos control y experimental.

Así como que $U = 15$ y el valor crítico = 23 se concluye que:

Dado que el valor de U es menor que el valor crítico, se rechaza la Hipótesis Nula. Por lo tanto, los niveles de relajación de los pacientes sin y con música, son diferentes.

KRUSKAL- WALLIS

La prueba de Kruskal- Wallis se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución) y el tipo de muestras sea no relacionadas, para demostrar diferencias entre tres o más grupos se debe utilizar Kruskal- Wallis.

En esencia, se utiliza una prueba de Kruskal-Wallis para determinar si existe o no una diferencia estadísticamente significativa entre las medianas de tres o más grupos independientes. Se considera el equivalente no paramétrico de la ANOVA de una vía.

En algunos casos la variable puede ser cuantitativa, cuando se aplica a una muestra que no cumple los supuestos de la estadística paramétrica.

Ejemplo:

Se desea averiguar en tres momentos del día (mañana, tarde y noche) si la frecuencia cardíaca (latidos/minuto) de un paciente, evidencia diferencias. En la tabla se muestran datos (Ver Tabla 15).

Se parte de las hipótesis siguientes:

- H_0 : Todas las medianas son iguales.
- H_1 : Al menos una mediana es diferente.

Tabla 15. Ejemplo de la prueba de Kruskal-Wallis.

Horario*	Mediana	Frecuencia cardíaca (latidos/minuto)
1	115	120
1		115
1		112
1		121
1		102
2	120	98
2		120
2		95
2		94
2		92
3	58	88
3		101
3		86
3		100
3		56

*Mañana (1); Tarde (2); Noche (3).

Fuente: elaboración propia.

Para aplicar la prueba de normalidad (Ver Figura 13) se tuvo en cuenta la prueba estadística de Anderson-Darling (AD), empleada para experimentar si la distribución normal simboliza convenientemente un conjunto de datos, la cual es considerada como uno de los instrumentos estadísticos más eficaces para la determinación de la generalidad de las desviaciones de la normalidad (Vega, Villacrés & Sánchez, 2020).

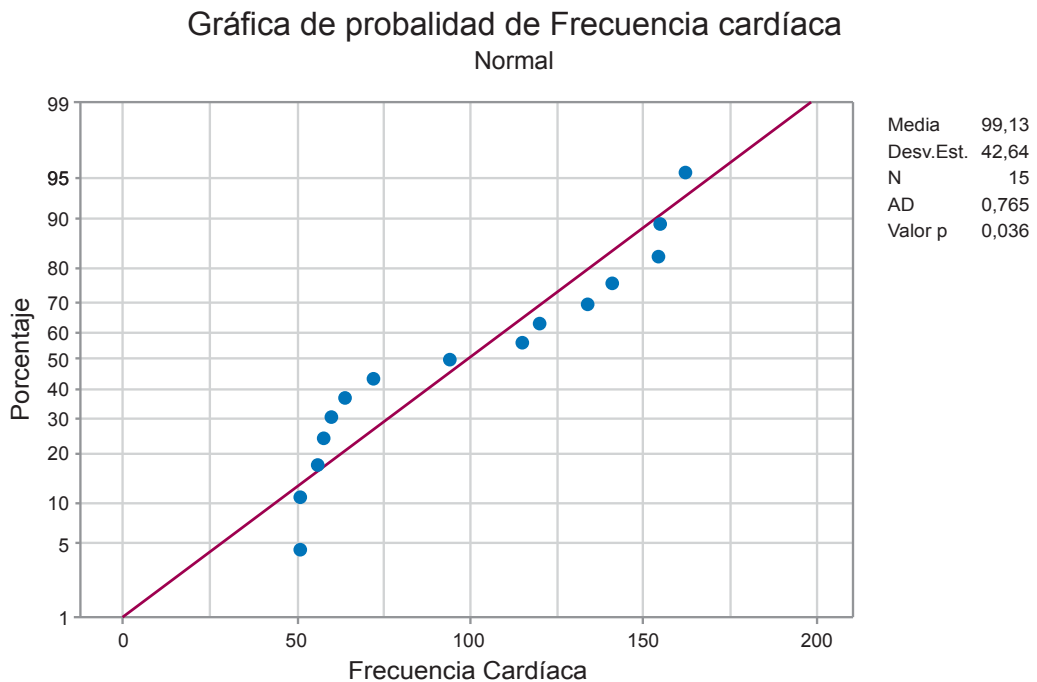


Figura 13. Prueba de Anderson-Darling para identificar la normalidad de los datos de la frecuencia cardíaca.

Fuente: elaboración propia a partir del software Minitab (Versión 19.2)

Los resultados muestran que el p-valor (0,036) es menor que 0,05, por lo que no se puede considerar que los resultados tienen una distribución normal y por ello no se debe aplicar una prueba paramétrica.

Al aplicar la prueba de Kruskal-Wallis, se aprecia que la prueba arroja un resultado de $H=3,17$ y el p-valor = 0,205, que al ser mayor que 0,05 no se puede rechazar la hipótesis nula de que todas las medianas son iguales.

WILCOXON

La prueba de Wilcoxon se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución) y el tipo de muestras sea relacionadas, para demostrar diferencias entre dos grupos se debe utilizar Wilcoxon.

La prueba de rango con signo de Wilcoxon es la versión no paramétrica de la prueba t pareada. Se utiliza para probar si existe una diferencia significativa entre dos medias poblacionales, es decir, dos muestras relacionadas (los mismos sujetos en dos condiciones).

Se comparan las medianas de los grupos y en algunos casos la variable es cuantitativa, cuando se aplica a una muestra que no cumple los supuestos de la estadística paramétrica.

A continuación, se muestra un ejemplo presentado por (Alialhe, 2020d).

Se desea averiguar si un grupo de estudiantes se siente más relajado cuando escuchan música.

Las hipótesis son las siguientes:

- H0: No existen diferencias en los niveles de relajación sin y con música.
- H1: Existen diferencias en los niveles de relajación sin y con música.

Se utiliza un cuestionario con escala Likert con valores de 1 a 5, para que expongan la relajación percibida, donde 1 significa ninguna relajación y 5 total relajación. Los resultados se exponen en la Tabla 16.

Tabla 16. Resultados del cuestionario de relajación escuchando música.

Estudiante	Sin música (C1)	Grupo Experimental (C2)	Diferencia (C1-C2)	Clasificación de las diferencias*
1	3	5	-2	5 (-)
2	4	5	-1	2 (-)
3	3	2	1	2 (+)
4	1	5	-4	8,5 (-)
5	5	4	1	2 (+)
6	2	5	-3	7 (-)
7	3	5	-2	5 (-)
8	4	4	0	0
9	1	5	-4	8,5 (-)
10	3	5	-2	5 (-)

*Se clasifican las diferencias según el orden, sin tomar en cuenta los signos.

Fuente: elaboración propia a partir de (Alialhe, 2020d).

Para completar la columna de la clasificación, debe tenerse en cuenta que en el caso del estudiante 8, dado que el valor de la diferencia es 0, se conserva dicho valor en la clasificación.

En el resto de los casos, los valores se ordenan del menor al mayor, sin considerar el signo (- o +). Como ejemplo de la clasificación, para el caso de los estudiantes 2, 3 y 5, ocuparían las posiciones 1, 2 y 3, pero que dado que son los mismos números (1) se obtiene un promedio: $(1 + 2 + 3) / 3 = 2$.

Posteriormente se suman los valores positivos de la columna de clasificación de las diferencias: $5 + 2 + 2 = 9$; así como se suman también los valores negativos: $5 + 2 + 8,5 + 7 + 5 + 8,5 + 5 = 41$ y el valor de Wilcoxon es la sumatoria de menor valor entre las dos sumas. Por lo tanto, $W = 9$.

Para rechazar la H_0 se requiere que W sea menor que el valor crítico de las tablas, a diferencia del caso de la prueba de McNemar o X^2 , donde debía ser mayor. Esto se refiere a los cálculos manuales, tal como se viene explicando este caso.

Para una hipótesis de dos colas, como es el caso de la hipótesis bilateral de este ejemplo, el valor de p se divide en dos, por lo tanto, el nivel de significancia se reduce a $p < ,025$ y tal como se muestra en la Figura 14, el valor de W (9) es menor que el valor crítico (5), a una $p < ,025$ por lo cual se rechaza la Hipótesis Nula y se acepta la Hipótesis de Investigación (H_1).

n	alpha values						
	0.001	0.005	0.01	0.025	0.05	0.10	0.20
5	--	--	--	--	--	0	2
6	--	--	--	--	-0	2	3
7	--	--	--	0	2	3	5
8	--	--	0	2	3	5	8
9	--	0	1	3	5	8	10
10	--	1	3	5	8	10	14
11	0	3	5	8	10	13	17
12	1	5	7	10	13	17	21

$W = 9$

Valor crítico = 5

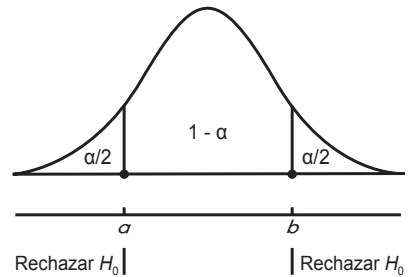


Figura 14. Comparación de W con el valor crítico.

Fuente: (Alialhe, 2020d).

Por lo tanto, los niveles de relajación de los estudiantes, con y sin música, son diferentes.

FRIEDMAN

La prueba de Friedman se debe utilizar en los casos siguientes;

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución) y el tipo de muestras sea relacionadas, para demostrar diferencias entre tres o más grupos se debe utilizar Friedman.

En esencia, la prueba de Friedman es una alternativa no paramétrica al ANOVA de medidas repetidas. Se utiliza para determinar si existe o no una diferencia estadísticamente significativa entre las medias de tres o más grupos en los que aparecen los mismos sujetos en cada grupo (Bobbitt, 2020c).

La prueba de Friedman se utiliza comúnmente en dos situaciones:

- 1. Medir las puntuaciones medias de los sujetos durante tres o más momentos.

Por ejemplo, es posible que se pretenda medir la frecuencia cardíaca en reposo de los sujetos un mes antes de que comiencen un programa de entrenamiento, un mes después de comenzar el programa y dos meses después de usar el programa. En este caso, se puede realizar la prueba de Friedman para ver si hay una diferencia significativa en la frecuencia cardíaca media en reposo de los pacientes en estos tres puntos de tiempo.

- 2. Medir las puntuaciones medias de los sujetos en tres condiciones diferentes.

Por ejemplo, puede ser que los pacientes reciban explicaciones diferentes de tres médicos, respecto a su enfermedad y califiquen cada una en función de cuán satisfecho les dejó cada una. Dado que cada sujeto aparece en cada muestra, puede realizar una prueba de Friedman para ver si hay una diferencia significativa en la calificación media de las tres explicaciones.

Ejemplo:

Supongamos que se pretende conocer si el tiempo medio de reacción de los sujetos es diferente con tres fármacos diferentes. Para probar esto, se reclutan a 10 pacientes y se mide cada uno de sus tiempos de reacción (en segundos) con los tres medicamentos diferentes. Los resultados de cada paciente se muestran en la Tabla 17:

Tabla 17. Ejemplo de aplicación de Friedman.

Paciente	Tiempo de reacción en segundos		
	Fármaco 1	Fármaco 2	Fármaco 3
1	4	5	2
2	6	6	4
3	3	8	4
4	4	7	3
5	3	7	2
6	2	8	2
7	2	4	1
8	7	6	4
9	6	4	3
10	5	5	2

Fuente: elaboración propia a partir de (Bobbitt, 2020c).

Dado que cada paciente se mide con cada uno de los tres fármacos, se utiliza la prueba de Friedman para determinar si el tiempo medio de reacción difiere entre los tres fármacos.

Paso 1: planteamiento de las hipótesis:

- Hipótesis nula (H_0): $\mu_1 = \mu_2 = \mu_3$ (los tiempos de reacción medios entre las poblaciones son todos iguales).
- Hipótesis alternativa: (H_1): al menos una media poblacional es diferente del resto.

Paso 2: realizar la prueba de Friedman.

Con estos datos, al realizar la prueba de Friedman con la ayuda de un software como el SPSS o el Minitab. El resultado es:

- Test estadístico Q: 12,35.
- P-valor: 0,00208.

Paso 3: interpretar los resultados.

El estadístico de prueba es $Q = 12,35$ y el valor p correspondiente es $p = 0,00208$. Dado que este valor es menor que 0,05, se puede rechazar la hipótesis nula de que el tiempo medio de respuesta es el mismo para los tres fármacos. Existen evidencias suficientes para concluir que el tipo de fármaco utilizado conduce a diferencias estadísticamente significativas en el tiempo de respuesta.

Paso 4: informe de los resultados.

Se realizó una prueba de Friedman en 10 pacientes para examinar el efecto que tenían tres medicamentos diferentes en el tiempo de respuesta. Cada paciente utilizó cada medicamento una vez.

Los resultados muestran que el tipo de fármaco utilizado dio lugar a diferencias estadísticamente significativas en el tiempo de respuesta ($Q = 12,35$, $p = 0,00208$).

CHI CUADRADO (X^2)

La prueba CHI Cuadrado (X^2) se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa dicotómica, para tipo de muestras no relacionadas, si se quieren demostrar diferencias, se debe utilizar CHI Cuadrado (X^2).

En estadística, hay dos tipos diferentes de pruebas de X^2 :

1. **Prueba de bondad de ajuste de X^2 :** se utiliza para determinar si una variable categórica sigue o no una distribución hipotética.
2. **Prueba de independencia de X^2 :** se utiliza para determinar si existe o no una asociación significativa entre dos variables categóricas.

Tenga en cuenta que estas dos pruebas solo son apropiadas para usar cuando se trabaja con variables categóricas. Estas son variables que toman nombres o etiquetas y pueden encajar en categorías. Ejemplos incluyen: género; color del pelo; estado civil; entre otras.

Prueba de bondad de ajuste de X^2 :

Se debe utilizar la prueba de bondad de ajuste de X^2 siempre que desee saber si alguna variable categórica sigue alguna distribución hipotética.

A continuación, se un ejemplo de cuándo se puede utilizar esta prueba:

- Caso conteo de pacientes en un hospital:

Los directivos de un hospital desean conocer si un número igual de pacientes visitan el área de fisioterapia de un hospital todos los días de la semana, por lo que cuentan el número de pacientes que entran cada día durante una semana aleatoria (Valor Observado) y se asume una Expectativa de 50 pacientes cada día.

Se puede utilizar una prueba de bondad de ajuste de X^2 (Tabla 18) para determinar si la distribución de pacientes sigue la distribución teórica de que un número igual de pacientes ingresa al área de fisioterapia del hospital cada día de la semana.

Tabla 18. Prueba de bondad de ajuste de X^2 .

Días	Observado	Expectativa	$(OE)^2 / E$	X^2	P-Valor
Lunes	50	50	0,00	4,36	0,3595
Martes	60	50	2,00		
Miércoles	40	50	2,00		
Jueves	47	50	0,18		
Viernes	53	50	0,18		

Fuente: elaboración propia.

El estadístico de prueba X^2 para la prueba es 4,36 y el p-valor correspondiente es 0,3595. Dado que este p-valor no es menor que 0,05, no se rechazaría la hipótesis nula. Esto significa que no se tienen pruebas suficientes para afirmar que la verdadera distribución de los pacientes es diferente de la distribución esperada.

Prueba X^2 de independencia:

Debe utilizar la prueba de independencia de X^2 cuando se desee determinar si existe o no una asociación significativa entre dos variables categóricas.

Debe recordarse que la prueba de X^2 es una prueba no paramétrica de comparación de proporciones para dos o más grupos independientes. En esencia, su función es comparar dos o más de dos distribuciones de proporciones y determinar que la diferencia no se deba al azar, o sea, que sea estadísticamente significativa.

Esta prueba hace cuatro suposiciones:

1. **Ambas variables son categóricas:** se asume que ambas variables son categóricas. Es decir, ambas variables toman valores que son nombres o etiquetas, como por ejemplos: Estado civil (“casado”, “soltero”, “divorciado”); Estado de tabaquismo (“fumador”, “no fumador”).
2. **Todas las observaciones son independientes:** se supone que cada observación del conjunto de datos es independiente. O sea, el valor de una observación en el conjunto de datos no afecta el valor de ninguna otra observación.
3. **Las celdas de la tabla de contingencia son mutuamente excluyentes:** se supone que los individuos solo pueden pertenecer a una celda en la tabla de contingencia. Es decir, las celdas de la tabla son mutuamente excluyentes: un individuo no puede pertenecer a más de una celda.
4. **El valor esperado de las celdas debe ser 5 o mayor en al menos el 80% de las celdas:** se supone que el valor esperado de las celdas en la tabla de contingencia debe ser 5 o mayor en al menos el 80% de las celdas y que ninguna celda debe tener un valor esperado menor que 1.

El siguiente ejemplo muestra cómo comprobar cada uno de estos cuatro supuestos en la práctica.

Supongamos que queremos saber si el género está asociado o no con la preferencia por el uso de un medicamento para combatir una enfermedad.

Tomamos una muestra aleatoria simple de 500 pacientes y los encuestamos sobre su preferencia por un medicamento específico. La Tabla 19 muestra los resultados de la encuesta:

Tabla 19. Resultados de la encuesta.

Género	Medicamento A	Medicamento B	Medicamento C	Total
Masculino	120	90	40	250
Femenino	110	95	45	250
Total	230	185	85	500

Fuente: elaboración propia.

Antes de realizar una prueba de independencia de Chi-Cuadrado, se debe verificar que se cumplan los cuatro supuestos de la prueba.

- **Supuesto 1:** ambas variables son categóricas.

Esta suposición es fácil de verificar. Se puede ver que las dos variables en la tabla de contingencia son ambas categóricas:

Género: esta variable solo puede abarcar dos categorías: Masculino o Femenino.

Preferencia de medicamento: esta variable puede abarcar tres categorías: medicamento A; medicamento B; y medicamento C.

- **Supuesto 2:** todas las observaciones son independientes.

La única forma de verificar esta suposición es verificar que cada paciente incluido en este conjunto de datos fue encuestado independientemente de todos los demás individuos.

Si se utiliza un método de muestreo aleatorio (como el muestreo aleatorio simple), es probable que se cumpla este supuesto.

- **Supuesto 3:** las celdas de la tabla de contingencia son mutuamente excluyentes.

Se puede verificar que se cumple este supuesto comprobando que no se haya contado ningún individuo en más de una celda.

Suponiendo que cada individuo en el conjunto de datos solo fue encuestado una vez, esta suposición debe cumplirse porque no es posible que un individuo sea, por ejemplo. Que tenga preferencia por el medicamento A y por el medicamento B, al mismo tiempo.

- **Supuesto 4:** el valor esperado de las celdas debe ser 5 o mayor en al menos el 80% de las celdas:

Se puede utilizar la siguiente fórmula para calcular los valores esperados para cada celda en la tabla de contingencia:

Valor esperado = (Suma de filas * Suma de columnas) / Suma de tabla.

Por ejemplo, el valor esperado para los hombres con preferencia por el medicamento A es: $(230 * 250) / 500 = 115$.

Se puede repetir esta fórmula para obtener el valor esperado para cada celda de la Tabla 20:

Tabla 20. Cálculo del valor esperado.

Género	Medicamento A	Medicamento B	Medicamento C	Total
Masculino	115	92,5	42,5	250
Femenino	115	92,5	42,5	250
Total	230	185	85	500

Fuente: elaboración propia.

Se puede apreciar que ninguna celda de la Tabla 20 tiene un valor esperado menor que 5, por lo que se cumple este supuesto.

Una vez que se haya verificado que se cumplen los cuatro supuestos, se puede realizar la prueba de independencia de X^2 , con la ayuda de un software como, por ejemplo, el SPSS o el Minitab. Los resultados obtenidos son los siguientes:

- X^2 : 0,864035
- P-valor: 0,649198

El valor p de la prueba es 0,649198, por lo que no es menor que 0,05, no se tienen evidencias suficientes para decir que existe una asociación entre género y preferencia de medicamento.

MCNEMAR

La prueba de McNemar se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa dicotómica, para tipo de muestras relacionadas, si se quieren demostrar diferencias entre dos grupos, se debe utilizar McNemar.

La prueba de McNemar se utiliza para probar si los recuentos son consistentes o no en dos grupos. A menudo se usa para probar si los recuentos entre un grupo de tratamiento y un grupo de control son iguales.

Esta prueba es apropiada para usar cuando los mismos sujetos aparecen tanto en el grupo de control como en el de tratamiento.

Ejemplo:

Supongamos que los investigadores encuestan a 100 personas sobre la necesidad de vacunarse contra la COVID-19 y encuentran que 30 apoyan el mismo, mientras que 70 se oponen a esta normativa gubernamental (Pre-test). Posteriormente, los investigadores muestran a este grupo de 100 personas un video sobre los beneficios de la vacuna para la protección de la salud y repiten la encuesta nuevamente. En esta ocasión, 12 personas pasan de apoyar a oponerse a la vacuna, mientras que 14 pasan de oponerse a apoyarla (Post-Test).

Se realiza una prueba de McNemar para determinar si este video tuvo un impacto significativo en la opinión de las personas.

Primero, se debe establecer la hipótesis nula y la hipótesis alternativa para la prueba:

- H_0 (Hipótesis nula) = El video no tiene ningún impacto en la opinión de las personas.
- H_1 (Hipótesis alternativa) = El video tiene un impacto significativo en la opinión de las personas

A continuación, se identifica lo siguiente:

- A = # Personas que pasaron de apoyar a oponerse a la vacuna: 12
- B = # Personas que pasaron de oponerse a apoyar la vacuna: 14

El estadístico de prueba $X^2 = (|AB| - .5)^2 / (A + B) = (|12-14| - 1)^2 / (12 + 14) = \underline{0,03846}$.

Este estadístico de prueba sigue una distribución X^2 con un grado de libertad. Según la distribución de X^2 (0,05,1) = 3,841.

Dado que el estadístico de prueba es menor que 3,841, no se rechaza la hipótesis nula, por lo que no se tienen pruebas suficientes para afirmar que el video tuvo un impacto significativo en la opinión de las personas.

Q DE COCHRAN

La prueba Q de Cochran se debe utilizar en los casos siguientes;

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa dicotómica, para tipo de muestras relacionadas, si se quieren demostrar diferencias entre tres o más grupos, se debe utilizar Q de Cochran.

En esencia, la prueba Q de Cochran es una prueba estadística que se utiliza para determinar si la proporción de “éxitos” es igual en tres o más grupos en los que los mismos individuos aparecen en cada grupo.

Por ejemplo, se puede utilizar la prueba Q de Cochran para determinar si la proporción de estudiantes que aprueban un examen de Anatomía es igual cuando se usan tres modalidades de estudio diferentes: Presencial; Híbrida; o Virtual.

En la Tabla 21 se muestra el ejemplo de 20 estudiantes:

Tabla 21. Estudiantes aprobados* y desaprobados ** en el examen de Anatomía.

No. 1Estudiante	MODALIDAD DE ESTUDIO		
	Presencial	Híbrida	Virtual
1	1	1	0
2	1	0	0
3	1	1	1
4	1	1	0
5	1	0	1
6	1	1	0
7	1	0	1
8	0	0	0
9	0	1	0
10	0	1	1
11	1	0	0
12	1	1	0
13	1	0	1
14	1	0	1
15	0	1	1
16	1	0	0
17	0	1	0
18	0	1	1
19	0	0	1
20	0	1	1

*Aprobado.

**Desaprobado.

Fuente: elaboración propia.

Pasos para realizar la prueba Q de Cochran

La prueba Q de Cochran utiliza las siguientes hipótesis nulas y alternativas:

- **Hipótesis nula (H_0):** la proporción de “éxitos” es la misma en todos los grupos.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** la proporción de “éxitos” es diferente en al menos uno de los grupos.

La estadística de prueba se calcula como:

$$T = k(k-1) \frac{\sum_{j=1}^k \left(X_{\bullet j} - \frac{N}{k} \right)^2}{\sum_{i=1}^b X_{i\bullet} (k - X_{i\bullet})}$$

Donde:

- k: el número de tratamientos (o “grupos”).
- X_j : El total de la columna para el j-ésimo tratamiento.
- b: el número de bloques.
- X_i : el total de la fila para el i-ésimo bloque.
- N: El gran total

El estadístico de prueba T sigue una distribución de X^2 con k-1 grados de libertad.

Si el valor p asociado con el estadístico de prueba es menor que un cierto nivel de significancia (como $\alpha = 0,05$), se puede rechazar la hipótesis nula y concluir que existe evidencia suficiente para decir que la proporción de “éxitos” es diferente en al menos uno de los grupos.

Para realizar la prueba Q de Cochran, se recomienda utilizar un software estadístico como SPSS o Minitab, ya que puede ser complicado de realizar manualmente.

El resultado de la prueba es el siguiente:

La estadística de prueba es 0,333

El p-valor es 0,8465

Dado que este p-valor no es menor que 0,05, no se puede rechazar la hipótesis nula. Esto significa que no existen evidencias suficientes para afirmar que la modalidad de estudio utilizada por los estudiantes conduce a diferentes proporciones de aprobación.

HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS UTILIZADAS PARA DEMOSTRAR ASOCIACIÓN

En dependencia del tipo de variable de resultado, si se pretende demostrar asociación entre las variables, se puede utilizar el coeficiente de correlación de r de Pearson.

COEFICIENTE DE CORRELACIÓN R DE PEARSON

El coeficiente de correlación de r de Pearson se debe utilizar en los casos siguientes:

- Para variables de resultados cuantitativas (con distribución normal), para demostrar la asociación entre dos variables, se debe utilizar el coeficiente de correlación de r de Pearson.

COEFICIENTE DE CORRELACIÓN RHO DE SPEARMAN

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución), para demostrar la asociación entre dos variables, se debe utilizar el coeficiente de correlación de Spearman (aplicable también para asociar una variable nominal con una variable numérica).

Cuando la distribución de ambas variables sea normal y no haya valores extremos se utiliza la Correlación de Pearson. Si no se cumple, se puede hacer una transformación logarítmica de las variables o bien utilizar la correlación de Spearman.

El valor del coeficiente de correlación de Spearman (RHO), al igual que ocurre con el coeficiente de Pearson, indica la fuerza de asociación entre las dos variables y el signo la dirección (directa si es positivo o inversa si es negativo).

Generalmente, cuando informe la correlación de rango de Spearman se redondea el valor p a tres decimales y el valor de r a dos lugares decimales. Adicionalmente se acostumbra a eliminar el número 0 inicial para el valor p y r (por ejemplo, use .88, no 0.88). Los grados de libertad (gl) se calculan como N - 2.

Este coeficiente fue propuesto por el psicólogo Charles Edward Spearman en 1904 y también se conoce con el nombre de coeficiente de correlación por rangos o jerarquías. Su fórmula es la siguiente:

$$p = 1 - \frac{6 \sum d^2}{n(n^2 + 1)}$$

$$p = 1 - ((6 \sum d^2) / n (n^2 - 1))$$

Donde:

- P es el coeficiente de correlación de Spearman;
- d es la diferencia entre los correspondientes datos de orden de y – y;
- n es el número de parejas de datos.

Este coeficiente varía entre -1 y 1, o sea: $-1 \leq \rho \leq 1$ y es el alternativo no paramétrico al coeficiente de correlación de Pearson, por lo que se utiliza cuando no se cumplen los supuestos de normalidad, cuando estemos asociando dos variables continuas o cuando se está en presencia de variables categóricas ordinales.

Generalmente los resultados de la correlación se interpretan bajo los criterios que se muestran en la Figura15:

CORRELACIÓN								
-1	-0.75	-0.50		0		0.50	0.75	1
Negativa perfecta	Negativa alta	Negativa moderada	Negativa débil	No hay correlación	Positiva débil	Positiva moderada	Positiva alta	Positiva perfecta

Figura 15. Interpretación de la correlación de Spearman

Fuente: elaboración propia.

A continuación, se muestra un ejemplo, que parte de la prueba de hipótesis siguiente:

Prueba de hipótesis:

- $H_0: \rho = 0$ (No existe correlación lineal).
- $H_1: \rho \neq 0$ (Existe correlación lineal).

El estadístico de prueba) sigue una distribución t de Student con $n-2$ grados de libertad. Se rechaza la Hipótesis Nula ($H_0: \rho = 0$) si $|t| > t(\alpha/2, n-2)$ (Valor crítico), es decir:

- $|t| > \text{Valor crítico}$, se rechaza H_0 .
- $|t| \leq \text{Valor crítico}$, no se rechaza H_0 .

El ejemplo se trata de la puntuación de 20 estudiantes en las asignaturas de Anatomía y Cirugía y se desea conocer la correlación entre los puntajes obtenidos entre ambas asignaturas. En la Tabla 22 aparecen los datos correspondientes a las notas del examen (en base a 20 puntos), así como el rango de cada una, su diferencia y potencia.

Tabla 22. Puntajes obtenidos en los exámenes de Anatomía y Cirugía.

Alumno	Examen de Anatomía (X)	Examen de Cirugía (Y)	Rango (X)	Rango (Y)	Diferencia Y-X (d)	Potencia de la diferencia (d ²)
1	8	12	4,5	9,5	5,00	25,00
2	7	13	2,5	11,0	8,50	72,25
3	12	10	10,0	7,5	-2,50	6,25
4	17	19	16,0	16,5	0,50	0,25
5	18	18	17,0	14,0	-3,00	9,00
6	13	14	11,0	12,5	1,50	2,25
7	14	14	12,5	12,5	0,00	0,00
8	10	12	7,0	9,5	2,50	6,25
9	9	7	6,0	2,5	-3,50	12,25
10	8	9	4,5	5,5	1,00	1,00
11	11	19	8,5	16,5	8,00	64,00
12	11	8	8,5	4,0	-4,50	20,25
13	16	19	15,0	16,5	1,50	2,25
14	19	20	18,5	19,5	1,00	1,00
15	20	20	20,0	19,5	-0,50	0,25
16	15	19	14,0	16,5	2,50	6,25
17	7	6	2,5	1,0	-1,50	2,25
18	6	7	1,0	2,5	1,50	2,25
19	19	10	18,5	7,5	-11,00	121,00
20	14	9	12,5	5,5	-7,00	49,00

Fuente: elaboración propia a partir de (El Tío Estadístico, 2020).

Es válido señalar que, al probar la normalidad, por ejemplo, con la prueba de Shapiro Wilk, en el caso de la variable X, el p-valor es de 0,2964, que al ser mayor que 0,05 evidencian una distribución normal. Por su parte la variable Y arrojó un resultado en su p-valor de 0,02975, que al ser menor que 0,05 no cumple la normalidad.

Es decir, como una variable cumple la normalidad y la otra no, se puede utilizar adecuadamente la correlación de Spearman.

Al aplicar la fórmula: $r_s = 1 - ((6 \sum d^2) / (n(n^2 - 1)))$ se obtiene como resultado un coeficiente de Correlación de Spearman de ,69459.

El estadístico de prueba $t = r \sqrt{(1-r^2) / (n-2)}$ arroja un resultado de 4,124.

El valor crítico muestra los resultados siguientes:

- Valor crítico: $n = 20$
- $gl = (n-2) = 18$
- $\alpha = 0,05$ (5%)

Por lo cual, $t(\alpha/2, n-2) = 2,10$

Como el estadístico de prueba (4,124) está más a la derecha que el valor crítico (2,10), tal como se observa en la Figura 16, la decisión es rechazar la Hipótesis Nula, por lo que se concluye que existe evidencia estadística suficiente para concluir que el coeficiente de correlación es diferente de 0.

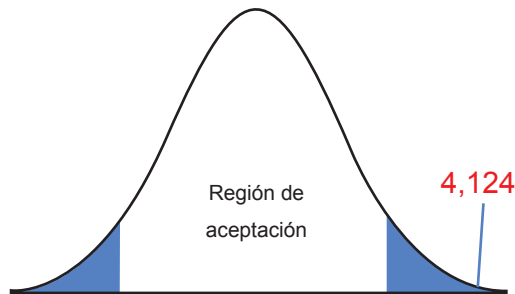


Figura 16. Zona de aceptación.
Fuente: (El Tío Estadístico, 2020).

COEFICIENTE PHI

El Coeficiente Phi se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa dicotómica, si se pretende demostrar asociación entre dos variables, se debe utilizar el Coeficiente Phi.

Un coeficiente Phi (a veces llamado coeficiente de contingencia cuadrático medio) es una medida de la asociación entre dos variables binarias.

Es similar a un coeficiente de correlación de Pearson, al aceptar valores entre -1 y 1 donde:

- -1 indica una relación perfectamente negativa entre las dos variables.
- 0 indica que no hay asociación entre las dos variables.

- 1 indica una relación perfectamente positiva entre las dos variables.

En general, cuanto más lejos esté un coeficiente Phi de cero, más fuerte será la relación entre las dos variables.

Los requisitos para utilizar el coeficiente Phi son:

1. Datos de naturaleza nominal (existen categorías mutuamente excluyentes, exhaustivas y no tiene orden entre sí) por lo cual es una prueba no paramétrica.
2. Datos agrupados en términos de frecuencias en una tabla 2x2 (dos filas y dos columnas).
3. El muestreo bajo el cual fueron recabados los datos debe ser de tipo aleatorio (todos los miembros de la población tienen la misma probabilidad de ser elegidos para participar en el estudio).

Los pasos a desarrollar para aplicar el coeficiente Phi son:

1. Aplicar el estadístico χ^2 .
2. Calcular el estadístico de Phi, mediante la fórmula: $\Phi = \sqrt{X^2/n}$.
3. Calcular los grados de libertad: $gl = (Filas - 1) (Columnas - 1)$

Como se trata de tablas de 2x2, quedaría así el cálculo:

$$Gl = (2-1) (2-1) = (1) (1) = 1$$

4. Analizar la significancia del coeficiente de correlación: si el coeficiente de X^2 es significativo, el coeficiente Φ será significativo.

Como ejemplo, dentro de la población que asiste a un consultorio médico, el desglose de pacientes por sexo que han padecido de COVID-19 se detalla en la Tabla 23. El nivel de confianza del estudio es de 0,05.

Tabla 23. Relación de pacientes por sexo y presencia de COVID-19

SEXO / COVID-19	Sexo		Total
	Masculino	Femenino	
Con COVID-19	15	5	20
Sin COVID-19	6	10	16
Total	21	15	36

Fuente: elaboración propia.

Las hipótesis del estudio son las siguientes:

- $H_0: \Phi = 0$ (No existe correlación entre el sexo y la presencia de COVID-19.)
- $H_1: \Phi \neq 0$ (Existe correlación entre el sexo y la presencia de COVID-19).

Pasos para la solución:

1. Aplicar el estadístico χ^2 : 5,14.
2. Calcular el estadístico de Phi: $\Phi = 0,377964$.
3. Calcular los grados de libertad: $gl = 1$.
4. Analizar la significancia del coeficiente de correlación: coeficiente Phi Φ : 0,377964 (correlación moderada), la cual es estadísticamente significativa y se concluye que con un nivel de significancia de 0,05 se rechaza la Hipótesis Nula, por lo que se asume que si existe correlación entre el sexo y la presencia de COVID-19.

HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS UTILIZADAS PARA PREDECIR LA VARIABLE

Previo a la predicción de variables se supone que en estudios de niveles inferiores al predictivo se ha evidenciado la correlación entre las variables a predecir (nivel relacional) y la causalidad de las variables independientes sobre las dependientes (efecto), lo cual se logra en el nivel investigativo explicativo.

A partir de este supuesto, el presente epígrafe se adentra en la utilización de herramientas estadísticas dentro del nivel predictivo.

REGRESIÓN LINEAL

La Regresión Lineal se debe utilizar en los casos siguientes:

- Para variables de resultados cuantitativas (con distribución normal), para predecir la variable de desenlace, se debe utilizar la Regresión Lineal.

La regresión lineal simple es un análisis que se realiza para poder explicar la relación existente entre variables. Se utiliza en el nivel de investigación predictivo, el cual se encarga de la estimación probabilística de eventos generalmente adversos, de ocurrencia como la enfermedad o en función al tiempo como el tiempo de vida media.

Básicamente, la regresión lineal puede ser simple o múltiple y es un método estadístico utilizado para comprender la relación entre dos variables:

- Una variable X (Predictora o exógena).
- Una variable Y (De desenlace, de respuesta o endógena) numérica.

Su representación gráfica básica, se muestra en la Figura 16.

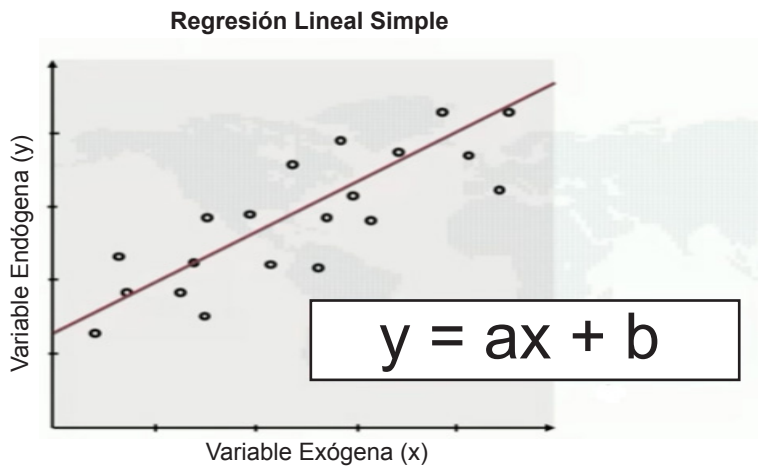


Figura 17. Representación básica de la Regresión Lineal Simple.

Fuente: (Supo, 2018).

Por ejemplo (tomado de Bobbitt, 2018), se supone que se tiene el siguiente conjunto de datos con el peso corporal y la altura de siete personas (Tabla 24):

Tabla 24. Ejemplo de regresión lineal.

Variable predictora:	Variable de respuesta:
Peso corporal (Libras)	Altura (Pulgadas)
140	60
155	62
159	67
179	70
192	71
200	72
212	75

Fuente: Bobbitt, 2018.

Si el peso fuese la variable predictora y la altura la variable de respuesta, al graficar las dos variables usando un diagrama de dispersión, con el peso en el eje X y la altura en el eje Y, se vería como se observa en la Figura 18.

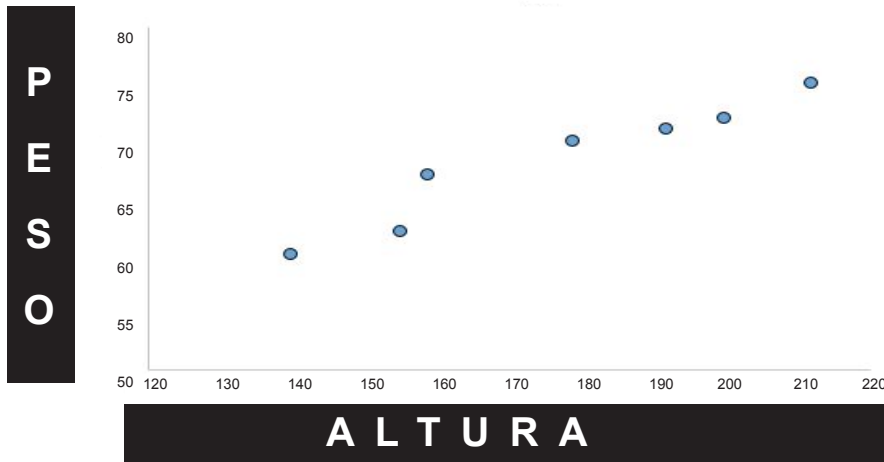


Figura 18. diagrama de dispersión Peso-Altura

Fuente: elaboración propia.

Para comprender la relación entre peso y altura, en la gráfica de dispersión se aprecia claramente que a medida que aumenta el peso, la altura también tiende a aumentar, pero para cuantificar realmente esta relación se requiere utilizar la regresión lineal. La misma permite encontrar la línea que mejor se “ajusta” a los datos. Esta línea se conoce como la línea de regresión de mínimos cuadrados y se puede utilizar para ayudar a comprender las relaciones entre el peso y la altura. Por lo general, se utiliza un software como Microsoft Excel, SPSS o una calculadora gráfica para encontrar la ecuación de esta línea.

La fórmula para la línea de mejor ajuste se escribe como: $\hat{y} = b_0 + b_1x$

Donde:

- \hat{y} es el valor predicho de la variable de respuesta;
- b_0 es la intersección con el eje y;
- b_1 es el coeficiente de regresión; y
- X es el valor de la variable predictora.

En este caso se obtienen los resultados siguientes:

- Ecuación de regresión lineal: $\hat{y} = 32,7830 + (0,2001) * x$
- Bondad de ajuste: R Cuadrado: 0,9311.
- Interpretación:

- ✓ Cuando la variable predictora es igual a 0, el valor medio de la variable de respuesta es 32,7830.
- ✓ Cada aumento de una unidad en la variable predictora está asociado con un cambio promedio de (0,2001) en la variable de respuesta.
- ✓ 93.11 % (Coeficiente de determinación) de la variación en la variable respuesta se puede explicar por la variable predictora.

Utilizando la línea de regresión de mínimos cuadrados, se pueden responder preguntas como:

Para una persona que pesa 170 libras, ¿qué altura se esperaría que mida?

Para responder a esta interrogante, simplemente se puede insertar 170 en la línea de regresión para X y resolver para Y:

Respuesta: $\hat{y} = 32.7830 + 0.2001 (170) = 66.8$ pulgadas

Cuando use una ecuación de regresión para responder preguntas como estas, asegúrese de usar solo valores para la variable predictora que estén dentro del rango de la variable predictora en el conjunto de datos original que usamos para generar la línea de regresión de mínimos cuadrados. Por ejemplo, los pesos en nuestro conjunto de datos oscilaron entre 140 libras y 212 libras, por lo que solo tiene sentido responder preguntas sobre la altura prevista cuando el peso está en este rango.

REGRESIÓN LOGÍSTICA

La predicción es una estimación puntual y tiene varias opciones ya que existen regresiones lineales y no lineales.

Cuando se pretende hacer una predicción, se debe analizar la naturaleza de la variable endógena, o sea, la que se va a predecir. Si es numérica se debe utilizar la regresión lineal, pero si es categórica se debe utilizar la regresión logística.

La regresión logística se debe utilizar en los casos siguientes:

- En el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa (categórica dicotómica), si se pretende predecir la variable de desenlace, se debe utilizar regresión logística.

En las regresiones logísticas, la variable endógena es categórica, y se clasifican en:

- Regresión logística binaria.
- Regresión logística multinomial.
- Regresión logística ordinal.

Particularmente, la Regresión ordinal se debe utilizar en el caso en que el tipo de variable de resultado sea cualitativa ordinal (libre distribución), para predecir la variable de desenlace, se debe utilizar la regresión ordinal.

Los modelos de regresión logística posibilitan conocer la relación existente entre una variable dependiente, específicamente cualitativa dicotómica (regresión logística binomial o binaria) y diversas variables explicativas independientes, conocidas como covariables, pudiendo ser éstas cuantitativas o cualitativas, aunque igualmente se puede analizar a una variable dependiente de tipo cualitativa con más de dos valores, conociéndose entonces como regresión logística multinomial.

En el epígrafe 3.4 del presente libro, se expone un caso de estudio predictivo, específicamente en la predicción de la Diabetes Mellitus tipo 2 en pacientes adultos mediante regresión logística binaria.

CAPÍTULO 3:

COMPILACIÓN DE CASOS PRÁCTICOS CON EL USO DE HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS

Objetivo del capítulo:

- Exponer diversos casos prácticos con el uso de herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica.

En el presente capítulo se exponen diversos casos de investigación científica que hacen uso de herramientas estadísticas, las cuales sirven de ejemplos de algunos de los contenidos abordados en los capítulos anteriores.

CASO 1: ANÁLISIS DE RELACIONES ENTRE VARIABLES

RELACIÓN DEL ÍNDICE DE RIESGO DE COVID-19 POR PAÍSES CON EL IMPACTO REAL DE LA PANDEMIA¹

RESUMEN

La COVID-19 se extendió rápidamente y puso en riesgos a todas las naciones. El objetivo del estudio fue demostrar si existe relación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países y el impacto real de la pandemia. Fue un estudio relacional, de tipo analítico, observacional, transversal y retrospectivo, desarrollado en 184 países. Se utilizó el coeficiente de correlación de Spearman para comprobar la hipótesis relacionada al objetivo propuesto. El mayor riesgo estuvo concentrado en África y los países con más muertes por millón de habitantes, fueron europeos. Se concluyó que existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países y las muertes por COVID-19 por millón de habitantes, con un valor negativo (-0,540).

INTRODUCCIÓN

El impacto global de la COVID-19 ha sido muy fuerte y la amenaza para la salud pública que representa es la más peligrosa que se haya conocido en un virus respiratorio, desde el surgimiento de la pandemia de influenza H1N1 de 1918 (Ferguson, Laydon, *et al.*, 2020), transmitiéndose con grandiosas afectaciones e impactos sociales (Salvador-Moreno, *et al.*, 2021).

La pandemia de la COVID-19 transforma radicalmente la vida en todo el mundo desde su surgimiento en Wuhan, China, al cierre del año 2019. La cifra de fallecidos causa un impacto sin antecedentes en los sistemas económicos, sanitarios, y financieros, en cualquier nación, lo cual repercute negativamente tanto en el ámbito comunitario como familiar (Sotgiu, & Dobler, 2020).

El análisis de los riesgos de crisis tiene un importante antecedente en el Centro Común de Investigación (CCI) de la Comisión Europea, que confecciona un índice para gestionar el riesgo, conocido como "INFORM" (Marin-Ferrer, *et al.*, 2017) a partir de conceptos reconocidos por publicaciones científicas acerca del riesgo. El mismo permite identificar

¹ El presente caso es tomado de la ponencia presentada en el IV Congreso Internacional de Investigación e Innovación Universitaria, celebrado en UNIANDES Quevedo, Ecuador, los días 30, 31 de agosto y 1 de septiembre de 2021, registrado con ISSN 2631-2794.

a los países en riesgo de crisis y desastres capaces de impactar en su capacidad de respuesta, clasificándolos de acuerdo a su posibilidad de demandar ayuda internacional; creando así un perfil del riesgo que posibilita el análisis de tendencias.

En concordancia con (UNICEF, 2018), el índice INFORM facilita considerablemente la información correspondiente a la exposición de la población, así como las capacidades y vulnerabilidades individuales, comunitarias y gubernamentales, y ante el desafío de las crisis humanas y naturales. Igualmente, otros estudios analizan esta temática, entre los que destacan los de (Poljansek *et al.*, 2020; Verity *et al.*, 2020).

Posteriormente surge el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, como una adaptación al índice antes citado, y se enfoca en identificar el riesgo de sufrir los impactos sanitarios y humanitarios de la pandemia COVID-19 en todos los países, posibilitando identificar aquellos que necesitan asistencia internacional. El presente estudio se centra sobre este índice, cuyo marco analítico se subdivide en dimensiones, categorías, componentes y subcomponentes, tal como se muestra en el anexo 1.

La literatura científica publicada hasta el momento, no ha especificado suficientemente la relación del riesgo de COVID-19 que afronta cada país con su impacto real, aunque puede presumirse que los países con más alto riesgo de COVID-19 tendrán un mayor impacto por dicha pandemia, pero esta suposición debe ser confirmada con datos reales. En este contexto, el problema de investigación que se afronta en el presente estudio es el siguiente: ¿Qué relación existe entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con el impacto real de la pandemia?

El estudio incluye una hipótesis de los investigadores y es que el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países se relaciona con el impacto real de la pandemia.

Cualquier estudio sobre la COVID-19 debe ser priorizado por la comunidad científica internacional, independientemente de tener un enfoque epidemiológico, económico, social o político, por lo que la presente investigación resulta importante, actual y pertinente (Brouder, 2020; Vega, et al., 2021).

Para abordar este problema se plantea el objetivo siguiente: demostrar si existe relación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países y el impacto real de la pandemia.

Se efectúa un estudio de tipo analítico (el análisis estadístico fue bivariado); observacional (los investigadores no intervinieron en la población estudiada); transversal (las variables fueron medidas en una sola ocasión); y retrospectivo (los datos ya existían en el momento del estudio), correspondiente al nivel relacional (Supo & Zacarías, 2020).

La población diana está conformada por todos los países del mundo, pero considerando como criterios de inclusión los siguientes: 1- Formar parte del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM (INFORM, 2020) y 2- Formar parte del análisis estadístico sobre la COVID-19 desarrollado por (Johns Hopkins University & Medicine, 2021a); mientras que son excluidos aquellos países que no aparecen en uno de estos dos estudios. Ante estos criterios, finalmente se trabaja con una muestra de 184 países (96% de la población diana), tamaño suficientemente significativo para el cumplimiento del objetivo inferencial del estudio.

Desarrollo

a) Materiales y Métodos

Variables de estudio

La variable de supervisión fue el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, mientras que la variable asociada fue las muertes por COVID-19 por millón de habitantes en cada país. Esta última se asumió por considerarla representativa del impacto real de la pandemia en la población universal.

El Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM oscila entre 0 y 10 puntos y aumenta su valor en la medida que se incrementa el riesgo, por lo que lo más favorable es tener un valor cercano a 0.

Procedimiento desarrollado

Para el desarrollo del estudio se siguieron los pasos siguientes:

1. Identificación de los países que cumplieron los criterios de inclusión.
2. Identificación del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM de cada país estudiado.

3. Identificación de los casos de muertes por COVID-19 en cada país, según el panel interactivo en línea, organizado por el Centro de Ciencia e Ingeniería de Sistemas (CSSE) de la Universidad Johns Hopkins, de Baltimore, en EE. UU., en tiempo real, con fecha 26/05/2021.
4. Cálculo del indicador muertes por COVID-19 por millón de habitantes en cada país estudiado.
5. Demostrar si existe relación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes.
6. En caso de confirmarse la relación, según el paso 5, medir la dirección y fuerza de dicha relación.

Herramientas estadísticas

Se creó una base de datos en Microsoft Excel 2019 y posteriormente se realizaron los cálculos con el paquete de software IBM SPSS Statistics (v. 26.0, Edición de 64 bits).

Hipótesis del estudio

Teniendo en cuenta que la intención analítica fue la prueba de hipótesis, se desplegaron los pasos correspondientes al ritual de la significancia estadística:

- Planteamiento del sistema de hipótesis:

La hipótesis bilateral o a dos colas quedó planteada de la forma siguiente:

- ✓ H_0 : no existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes (hipótesis nula o de trabajo).
- ✓ H_1 : existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes (hipótesis alterna o del investigador).

- Establecimiento del nivel de significancia: se definió un nivel de significancia del 5% (0,05).
- Elección del estadístico de prueba: se seleccionó el coeficiente de correlación de Pearson, teniendo en cuenta que el propósito del estudio una vez que se demostrara la relación entre las dos variables, fue medir la dirección y fuerza o grado de correlación, además de que los tipos de las variables de resultados fueron aleatorias numéricas esperando de ellas una distribución normal bivariada conjunta. Teniendo en cuenta este último criterio, se procedió a verificar el supuesto de la estadística paramétrica relacionado con el comportamiento de manera normal en la distribución de los datos.

Se partió de las hipótesis siguientes del supuesto de normalidad de los datos de la estadística paramétrica para las dos variables estudiadas:

- ✓ H_0 : Los datos siguen una distribución normal.
- ✓ H_1 : Los datos no siguen una distribución normal.

Para definir si los datos no siguen una distribución normal, se confrontó los valores de p con el nivel de significancia (α) teniendo en cuenta que habitualmente un nivel de ésta de 0,05 es útil y muestra un riesgo de 5% de asumir que los datos incorporados no muestran una distribución normal, cuando éstos sí siguen una distribución normal (Vega, et al., 2020).

El supuesto de normalidad no se cumplió, luego de aplicarse la prueba de Kolmogorov-Smirnov con la corrección de significación de Lilliefors (dado que $N > 30$), obteniéndose un nivel de significancia de $p = 0,000$ para la variable muertes por COVID-19 por millón de habitantes, y de $p = 0,003$ para la variable Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, o sea, en ambos casos fue inferior a 0,05, por lo que la distribución de las variables aleatorias no es distinta a la distribución normal.

Ante esta situación, se procedió a aplicar el coeficiente de correlación no paramétrica de Spearman ($\rho - p$), ya que, ante sospechas sobre la normalidad de la distribución, es recomendable utilizar un método alternativo para datos no paramétricos (Dagnino, 2014).

- Cálculo del p-valor: se analizó la probabilidad de error según el valor final que se obtuvo.
- Decisión estadística: se partió del criterio de que si el p-valor es menor que 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis del investigador.

La prueba de hipótesis utilizó como puntos de corte para la interpretación del coeficiente de correlación, la propuesta de Cohen (como se citó en Hernández et al., 2018), por su reconocimiento por parte de investigadores, cuyos rangos de valores, diseñados para el valor absoluto del coeficiente, independiente del signo positivo o negativo, son: Correlación Nula ($0,00 \leq r_{xy} < 0,10$); Correlación Débil ($0,10 \leq r_{xy} < 0,30$); Correlación Moderada ($0,30 \leq r_{xy} < 0,50$); y Correlación Fuerte ($0,50 \leq r_{xy} < 1,00$). Otros autores también coinciden con esta taxonomía, como es el caso de (Mayorga & Vega, 2021).

b) Resultados

Resultados según el procedimiento desarrollado

1. Identificación de los países que cumplieron los criterios de inclusión (N=184).

De un total de 191 países que formaron parte del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM (INFORM, 2020), con fecha 01/06/2021, solo 184 estuvieron incluidos en el análisis estadístico sobre la COVID-19 desarrollado por (Johns Hopkins University & Medicine, 2021a), por lo que finalmente la población de estudio estuvo conformada por esta última cifra de países. Los siete países no presentes fueron: 1-República Democrática de Corea; 2-Nauru; 3-Palau; 4-Palestina; 5-Tonga; 6-Turkmenistán; y 7-Tuvalu.

2. Identificación del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM de cada país estudiado.

Del propio Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM (INFORM, 2020), del 01/06/2021, se identificaron los valores correspondientes a los 184 países estudiados, que mostraron los niveles de riesgos siguientes:

- Riesgo de COVID-19 Muy Alto (N=8).
- Riesgo de COVID-19 Alto (N=48).
- Riesgo de COVID-19 Medio (N=76).
- Riesgo de COVID-19 Bajo (N=49).
- Riesgo de COVID-19 Muy Bajo (N=3).

En la Figura 1 se muestran los niveles del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM.

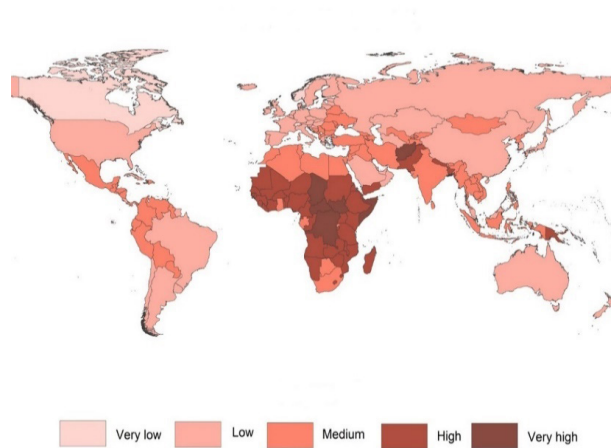


Figura 1: Niveles del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM.

Fuente: (The Humanitarian Data Exchange, 2020).

Con la intención de mostrar la evolución de los casos acumulados notificados de COVID-19 en cada país en diversos momentos, independientemente del número de personas que se hayan recuperado, se exponen las figuras 2, 3 y 4, que demuestran el número total de víctimas del coronavirus en un país a lo largo del tiempo.

La Figura 2 expone los casos acumulados notificados de COVID-19 en cada país al cierre del primer trimestre del año 2020, luego de 69 días de pandemia; mientras que la Figura 3 se refiere al término del tercer trimestre de ese mismo año, con 252 días de existencia de la pandemia, y finalmente, la Figura 4 corresponde al 9 de julio de 2021, luego de transcurrir 534 días de la COVID-19.

Al comparar las figuras 2, 3 y 4, se puede apreciar de forma gráfica y clara, la evolución acelerada de la pandemia por el mundo.

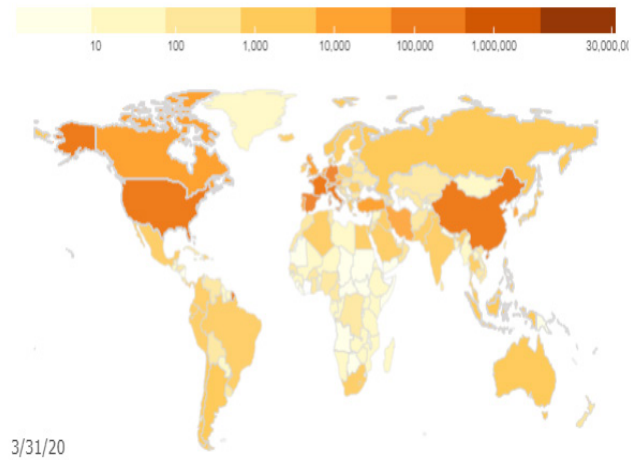


Figura 2: Casos acumulados al cierre del 31 de marzo de 2020.

Fuente: (Johns Hopkins University & Medicine, 2021b)

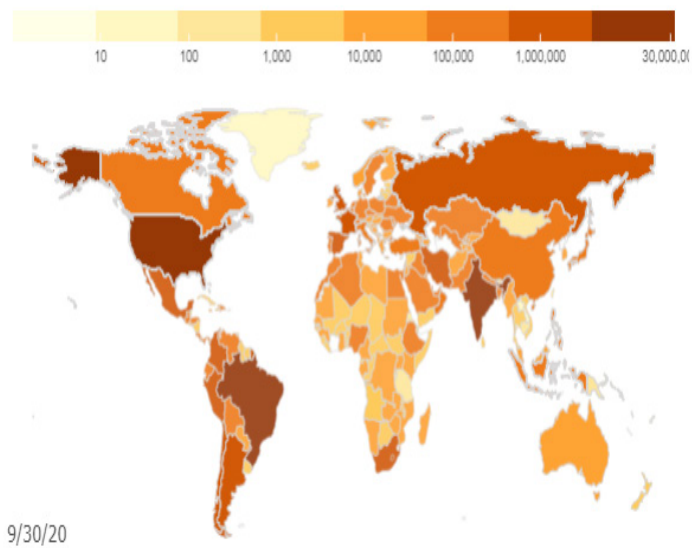


Figura 3: Casos acumulados al cierre del 30 de septiembre de 2020.

Fuente: (Johns Hopkins University & Medicine, 2021b)

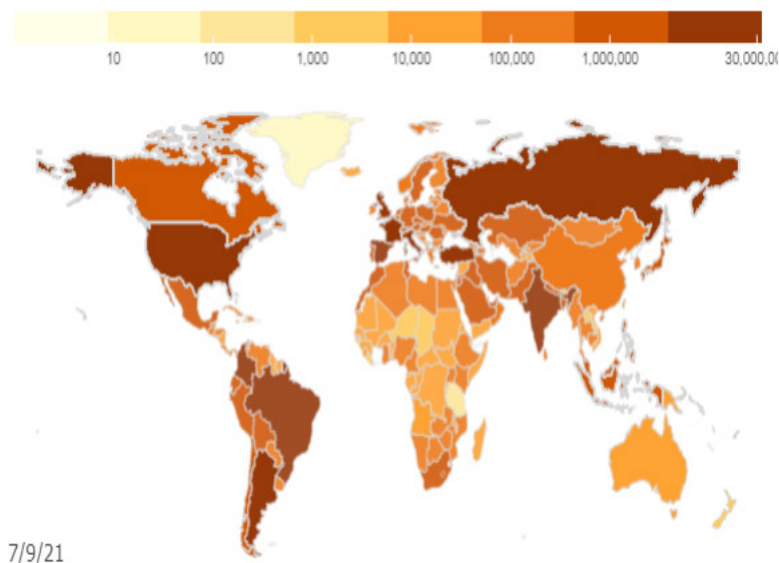


Figura 4: Casos acumulados al cierre del 9 de julio de 2021.

Fuente: (Johns Hopkins University & Medicine, 2021b)

- 3. Identificación de los casos de muertes por COVID-19 en cada país, según el panel interactivo en línea, organizado por el Centro de Ciencia e Ingeniería de Sistemas (CSSE) de la Universidad Johns Hopkins, de Baltimore, en EE. UU., en tiempo real, con fecha 26/05/2021.**

Este panel, compartido públicamente por primera vez el 22 de enero de 2021, ilustró la ubicación y el número de casos confirmados de COVID-19, muertes y recuperaciones para todos los países afectados. Fue desarrollado para proporcionar a los investigadores, las autoridades de salud pública y el público en general, una herramienta fácil de usar para rastrear el brote a medida que se desarrolla.

- 4. Cálculo del indicador muertes por COVID-19 por millón de habitantes en cada país estudiado.**

A partir del paso anterior, se calculó la cantidad de muertes por COVID-19 por millón de habitantes en los 184 países analizados. La fórmula utilizada fue: (Muertes por COVID-19 / Habitantes) * 1.000.000.

- 5. Demostrar si existe relación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes.**

Luego de identificarse el p-valor menor que 0,05 (0,000) en la prueba Rho de Spearman, se evidenció la existencia de relación entre las dos variables estudiadas. De esta forma,

se cumple la hipótesis del investigador, respecto a que sí existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes.

6. En caso de confirmarse la relación, según el paso 5, medir la dirección y fuerza de dicha relación.

Teniendo en cuenta el resultado del paso 5, se procedió a medir la dirección y fuerza de la relación, cuyo valor fue de $-0,540$, siendo significativa en el nivel $0,01$ (bilateral).

En la tabla 1 se exponen los países con resultados extremos en el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, es decir, todos los clasificados con Riesgo Muy Alto y Riesgo Muy Bajo.

Tabla 1. Países con Riesgo Muy Alto y Riesgo Muy Bajo según el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM.

Países con Riesgo Muy Alto	Países con Riesgo Muy Bajo
1. República Centroafricana (7,6).	1. Noruega (1,8).
2. Somalia (7,3).	2. Liechtenstein (1,9).
3. Sudán del Sur (7,3).	3. Suiza (1,9).
4. Chad (7,2).	
5. Afganistán (6,8).	
6. República Democrática del Congo (6,8).	
7. Haití (6,6).	

Fuente: elaboración propia a partir de (INFORM, 2020).

En la tabla 2 se muestran los países con mayor y menor cantidad de muertes por COVID-19 por millón de habitantes.

Tabla 2. Países con mayor y menor impacto real de la pandemia.

Países con mayor cantidad de muertes por COVID-19 por millón de habitantes	Países con menor cantidad de muertes por COVID-19 por millón de habitantes
1. Hungría (3.046).	1. Kiribati; Islas Salomón; Islas Marshall; Dominica; Micronesia; Saint Kitts y Nevis; Samoa; Tanzania; República Popular Democrática de Lao; Viet Nam (0)
2. República Checa (2.816).	
3. Bosnia y Herzegovina (2.803).	

Fuente: elaboración propia a partir de (Johns Hopkins University & Medicine, 2021a).

c) Discusión de resultados

Es particularmente importante mencionar que, a los efectos de la toma de decisiones en relación al apoyo que instituciones globales como la Organización de Naciones Unidas (ONU) o la Organización Mundial de Salud (OMS), le puedan dar a los países más necesitados por los riesgos que tienen ante desastres como la COVID-19, resulta de interés agrupar a los mismos según el grado de riesgo al que se enfrenten, por lo que el Índice de Riesgo de COVID-19 resulta de gran importancia, pero es de interés científico relacionarlo con la situación real de crisis que deja esta pandemia, cuantificado sistemáticamente, a través del número de casos de personas infectadas y fallecidas por efectos de la COVID-19.

Bajo este argumento, se sugieren dos estrategias (Anderson, *et al.*, 2020):

- Supresión: su objetivo es disminuir la cifra promedio de casos secundarios que genera cada paciente con COVID-19 (R), inferior a 1 y, consecuentemente, reducir la cantidad de casos a niveles bajos. El reto de esta estrategia es que las intervenciones no farmacéuticas y los medicamentos, en caso de disponerse de ellos, requieren ser sistemáticos mientras dure la pandemia.
- Mitigación: su propósito es utilizar las intervenciones no farmacéuticas y los medicamentos no para impedir totalmente la transmisión, sino para atenuar su impacto como epidemia, es decir, su objetivo se enfoca en aplanar la curva, disminuyendo las muertes en general y la incidencia máxima.

En este contexto, no es intención de los autores cuestionarse la calidad del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, que está elaborado con gran rigor científico, alineando dimensiones como peligro y exposición; vulnerabilidad; y falta de capacidad de afrontamiento, todas ellas con suficientes detalles, capaces de posibilitar decisiones que permitan priorizar la preparación y la respuesta temprana, por parte de las autoridades competentes, ante las manifiestas vulnerabilidades y la insuficiente capacidad de respuesta de los diversos países ante transmisión comunitaria.

No obstante, la evidencia encontrada en este estudio hace reflexionar sobre los resultados obtenidos, pues ¿Cómo puede explicarse que la correlación tenga un valor negativo fuerte (-0,540)?

El análisis de la Figura 1 y la tabla 1 evidencian que el mayor riesgo de COVID-19 está concentrado en el continente africano, con riesgos muy altos en países pobres como la República Centroafricana; Somalia; Sudán del Sur; Chad; Afganistán; República Democrática del Congo; así como el caso de Haití en el Caribe, los cuales tienen valores que oscilan entre 6,5 y 7,6 en el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM. Por su parte, los países con riesgo muy bajo son naciones con alto desarrollo económico como Noruega; Liechtenstein y Suiza. Todos estos resultados resultan lógicos.

El análisis comparativo de las figuras 2, 3 y 4 refleja el acelerado incremento de la evolución de los casos acumulados notificados de COVID-19 en cada país en diversos momentos, en este caso, luego de 69, 252 y 534 días respectivamente. A manera de ejemplo, puede apreciarse el rápido incremento en el continente africano, en el cual, como se ha comentado en este estudio, evidencia altos riesgos de COVID-19.

De acuerdo con la tabla 2, los países con mayor cantidad de muertes por COVID-19 por millón de habitantes, son europeos, donde podría esperarse que fueran algunos de los países africanos o Haití, poseedores de un riesgo muy alto en el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM. Por su parte, los de menor cantidad, son países del tercer mundo con mayor riesgo ante la pandemia.

Los autores del presente estudio consideran que las evidencias permiten aceptar la hipótesis del investigador (H1), es decir, existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes, pero resulta sorprendente que la correlación sea negativa, pues se supone que a mayor riesgo de COVID-19, mayor proporción de muertes por millón de habitantes, y no a la inversa,

Evidentemente, el principal ámbito de aplicación del Índice de Riesgo de INFORM COVID-19 es la asignación de recursos a nivel global y regional con base en el riesgo, o sea, donde es importante una comprensión comparable del riesgo de los países. No puede predecir con precisión los impactos de la pandemia en países individuales.

El análisis del Índice de Riesgo de INFORM COVID-19 sugiere las explicaciones tentativas siguientes:

- Los factores que hacen vulnerables a la población respecto a la COVID-19, incluyen elementos como la edad, que impulsan la vulnerabilidad y el riesgo en los países con mayores ingresos.
- En los países con mayor riesgo de crisis humanitaria como consecuencia de la COVID-19, que son en su inmensa mayoría países de renta baja y media-baja, los factores de vulnerabilidad muy específicos de la COVID-19, son menos importantes que los factores socioeconómicos más amplios o los asociados a los grupos vulnerables, como la inseguridad alimentaria, las personas con mala salud y los desplazados. Por ello, al menos en la fase de preparación y respuesta temprana de la pandemia en estos países, el riesgo puede reducirse abordando vulnerabilidades más amplias mediante intervenciones gubernamentales.
- En los estudios retrospectivos los datos se recogen de registros donde el investigador no tuvo participación, por lo que no se puede dar fe de la exactitud de las mediciones. En la presente investigación, la correlación con dirección negativa evidenciada, puede estar afectada por datos no precisos, en cuanto a muertes por COVID-19, reportados por diversos países. Por ejemplo: ¿Realmente no existe un solo caso en Islas Salomón con 669.823 habitantes?; ¿Existen solo tres casos en República Popular Democrática de Lao con 7.163.000 de habitantes?; ¿Solo existen seis casos en Burundi con 11.530.580 habitantes?, por solo citar algunos ejemplos.

Este estudio podría estimular el debate sobre esta línea de investigación, por lo que sus autores exhortan a otros investigadores a profundizar en la misma, sobre todo en momentos en que nuevas cepas del coronavirus son más contagiosas.

Limitaciones del estudio

Para próximas investigaciones se invita a la comunidad científica y académica a profundizar en los procedimientos desarrollados en el presente estudio, incluyendo el análisis de dimensiones, categorías, componentes y subcomponentes, que al no analizarse en detalles puede ser considerado como una limitación de esta investigación, a pesar de la cual, este estudio contribuye al entendimiento de un tema de gran actualidad, importancia y pertinencia.

Conflicto de intereses

Los autores exponen no tener conflictos de intereses relacionados con el estudio desarrollado, que pongan en riesgo la validez de los resultados mostrados.

Financiación

No fue necesario acudir a convocatorias de financiación externa para desarrollar el presente estudio.

Conclusiones

Los resultados observados en este estudio posibilitan aceptar la hipótesis del investigador, o sea, existe correlación entre el Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM por países con las muertes por COVID-19 por millón de habitantes, con un valor negativo fuerte.

El mayor riesgo de COVID-19 estuvo concentrado en África, con riesgos muy altos en países pobres, mientras que los países con mayor cifra de muertes por la pandemia, por millón de habitantes, fueron europeos.

Es importante tener en cuenta que estas conclusiones tendrían más peso si no hubiera dudas, por parte de sus autores, respecto a datos reportados por diversos países, en cuanto a muertes por COVID-19, reconociendo que este sesgo es difícil de evitar en futuros estudios.

Se recomienda que estudios futuros sobre el presente tema aborden el análisis de dimensiones, categorías, componentes y subcomponentes del Índice de Riesgo de COVID-19 de INFORM, en su relación con el impacto real de la pandemia.

CASO 2: ANÁLISIS DE CLÚSTER

ANÁLISIS DE CLÚSTER DE UNIVERSIDADES ECUATORIANAS SEGÚN SU POSICIONAMIENTO EN EL RANKING MUNDIAL² RESUMEN

El análisis de rankings de universidades y sus variables, ayuda a tomar decisiones a nivel ministerial dentro de cada país, resultando necesario la agrupación de estas instituciones en clústeres que maximicen la homogeneidad intra grupos y la heterogeneidad inter grupos, para la toma de decisiones. El objetivo fue conformar los clústeres de las 65 universidades ecuatorianas, según el posicionamiento de las variables que conforman el ranking mundial de éstas. Fue un estudio observacional, retrospectivo, transversal y analítico, utilizando las k-medias. Como resultado se conformaron tres clústeres de universidades ecuatorianas, según su posicionamiento en el ranking mundial. Se concluye que mediante el clustering se agruparon satisfactoriamente las universidades de Ecuador para una mejor toma de decisiones.

² El presente caso es tomado de la ponencia presentada en el 1er. Congreso Científico Internacional Investigación y Desarrollo UNIANDÉS IBARRA-TULCÁN, Ecuador, 2021.

INTRODUCCIÓN

El Ranking Web de Universidades, popularizado como Webometrics, lo crea el Laboratorio de Cibermetría del Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC) en el año 2004, a partir de cuya fecha lo actualiza semestralmente. De acuerdo con Aguillo (2021b), su objetivo es promover la presencia académica en la web, lo cual sirve de apoyo a iniciativas de acceso abierto para desarrollar la transferencia del conocimiento cultural y científico creado por la educación superior, a toda la sociedad. Webometrics, elaborado en España, tiene alto prestigio internacional y evalúa a todas las universidades del mundo, a las cuales les mide el impacto científico de sus actividades, la relevancia económica de la transferencia tecnológica a la industria, el compromiso con la comunidad, la enseñanza, y hasta la influencia política.

Esta valiosa información es útil para la toma de decisiones en los diferentes ministerios de educación superior del mundo, pero sería mejor si pudiese estar clasificada por conglomerados de universidades, según la analogía de los perfiles dentro de cada grupo.

El análisis de conglomerados o análisis clúster (grupos en inglés) es una técnica que permite clasificar a los casos o sujetos en distintos grupos que van a ser relativamente homogéneos entre sí, diferenciándose del análisis discriminante que también sirve para agrupar o clasificar sujetos en grupos, pero en este último ya se conoce a priori los grupos de pertenencia, mientras que en el análisis de conglomerados no. De acuerdo con Levy y Varela (2005) el análisis de conglomerado facilita clasificaciones partiendo de observaciones anteriormente no clasificadas, con aplicaciones en investigaciones que pretendan encontrar conjuntos de datos análogos.

En concordancia con Fontalvo-Herrera y Hoz-Granadillo (2020), para conformar grupos se manejan medidas de distancias y criterios de eslabonamiento para la clústerización de las observaciones, evaluándose su nivel de disimilaridad o similaridad.

En esencia, el análisis clúster o de conglomerados, según Salvador (2001), representa una técnica estadística multivariante cuyo propósito es dividir un conjunto de objetos en grupos con vistas a que los perfiles de los objetos dentro de un mismo grupo sean análogos entre sí (cohesión interna) y los de los objetos de clúster diferentes sean desiguales (aislamiento externo).

Existen diversos métodos de agrupamiento en el análisis de clúster, siendo los más comunes los no jerárquicos, entre los que se encuentra el particional (k-medias) y el probabilístico (algoritmo EM), así como los jerarquizados, que incluyen los aglomerativos (KNN) y los divisivos (descendentes), entre otros.

En la técnica de clustering no jerárquico se asignan las observaciones a los clústeres que son especificados en el método como punto de partida, es decir, que se necesita fijar, de antemano, el número de conglomerados en que se quieren agrupar los datos. El objetivo consiste en intentar obtener una clasificación por grupos suficientemente aceptable en el sentido, que la dispersión dentro de cada grupo que se forme sea la menor posible.

Cuando se busca la solución clúster, el método más conocido es el algoritmo de k medias (k-means), que se caracteriza porque en cada etapa se comprueba si la configuración clúster que se tiene hasta ese momento puede ser mejorada reasignando observaciones de un grupo a otro. Este algoritmo tiene alto prestigio en la literatura especializada y se refiere a que existen k clases o patrones, necesitándose conocer a priori el número de clases existentes. K-medias es el algoritmo de clustering por excelencia y también se le denomina algoritmo de Lloyd, pues fue propuesto por primera vez por Stuart Lloyd, en 1957, de acuerdo con Martínez-Pérez (2017).

En particular, la técnica de k medias parte de una interacción 0 que comienza con una posición aleatoria de los centroides (vector de medias para las variables medidas en la investigación) y en la iteración 1 se le asigna cada caso al centroide más próximo. Seguidamente, en una iteración 2, se recoloca el centroide en el centro de los puntos asignados. Posteriormente, en una iteración 3, se continúa iterativamente hasta que la distancia entre centroides sea máxima y por otra parte la distancia caso-centroide sea mínima. Los autores consideran que el método de las k-medias es el más manejado en aplicaciones científicas (Alayon, Moncada, Medina, y Rodríguez, 2020).

Cualquiera de los métodos jerárquicos por separado funciona peor que k-medias, el cual es el método más robusto respecto a presencia de outliers y errores en las medidas de distancia, aunque requiere que el investigador especifique previamente el número de conglomerados y sus centros iniciales. El algoritmo de k-medias, aglomera o pronostica los datos con un aprendizaje no supervisado (Vintimilla, Astudillo-Salinas, Severeyn, Encalada, y Wong, 2017).

En este contexto, el problema de investigación se define de la forma siguiente: ¿Cómo conformar grupos de universidades ecuatorianas según el posicionamiento de las variables que conforman el ranking mundial de éstas?

El estudio incluye una hipótesis del investigador y es que el Impacto, la Apertura y la Excelencia (las tres variables que conforman el ranking) en los grupos que se crean es diferente.

Para abordar este problema, se plantea el objetivo de conformar los clústeres de las 65 universidades ecuatorianas, según el posicionamiento de las variables que conforman el ranking mundial de éstas.

DESARROLLO

MÉTODO

Taxonomía de la investigación

De acuerdo con Supo y Zacarías (2020), se desarrolló un estudio de tipo analítico (el análisis estadístico fue multivariado); observacional (no hubo intervención en la población de estudio); transversal (la variable fue medida en un solo momento, en este caso en enero de 2021); y retrospectivo (los datos ya existían en el momento del estudio).

Población de estudio

La población estuvo conformada por las 65 universidades de Ecuador. El criterio de inclusión se basó en aparecer en el listado de Webometrics (Aguillo, 2021a), lo cual se cumplió en el 100% de las universidades ecuatorianas, mientras que el criterio de exclusión fue no estar vigente como universidad de Ecuador, en el momento de realizarse el presente estudio, lo cual no ocurrió en ninguno de los casos. Por lo antes mencionado, no fue necesario calcular una muestra.

Variables de estudio

La variable de agrupación fue la conformación de clústeres y las variables clasificadoras fueron: Impacto; Excelencia; y Apertura. Estas tres últimas son las que conforman el Webometrics.

Las variables estudiadas fueron de tipo numérico (de razón) por su propia naturaleza y además se expresan numéricamente según el lugar que ocupe cada universidad dentro de ellas.

De acuerdo con Aguillo (2021b), el ranking mundial de universidades se establece a partir del lugar que ocupa cada universidad, luego de calcularse a partir de la fórmula siguiente:

$$\text{Ranking} = \text{Impacto} (0,50) + \text{Excelencia} (0,40) + \text{Apertura} (0,10)$$

Las variables clasificadoras se conceptualizan a continuación (Aguillo, 2021b):

- **Impacto o Visibilidad (Posición):** se refiere al impacto del contenido web, o sea, al lugar que ocupa la universidad según el número de redes externas (subredes) afines a las páginas web de la institución (seleccionándose el valor máximo después de la normalización). La fuente es Ahrefs Majestic y está ponderada con el 50% del ranking.
- **Apertura o Transparencia (Posición):** se refiere al lugar que ocupa la universidad, de acuerdo con sus principales investigadores citados, a partir del número de citas de los 210 mejores autores (exceptuando a los 20 mejores valores atípicos). La fuente son los perfiles académicos de Google. Está ponderada con el 10% del ranking.

Excelencia o Académico (Posición): se refiere a los principales documentos citados, o sea, al lugar que ocupa la universidad según la cantidad de artículos científicos enmarcados entre el 10% con más citas, en un total de 26 disciplinas académicas, correspondientes al período 2013-2017. La fuente es SCImago Journal Rank (SJR), como factor de medición que define la calidad de las publicaciones científicas según el recuento de citas alcanzadas por cada publicación. Está ponderada con el 40% del ranking.

Herramientas estadísticas

El análisis multivariante se efectuó a través del método de las k-medias por resultar beneficioso cuando los datos a clasificar son cuantiosos (65 universidades en el presente estudio), en concordancia con Salvador (2001), partiendo del supuesto de que el número de grupos fue conocido a priori, siendo en este caso tres, por coincidirse con (Kakushadze y Yu, 2016b; Kakushadze y Yu, 2017a; y con Kakushadze y Yu, 2017b), respecto a que el número de factores estadísticos (Impacto; Apertura; y Excelencia) es válido para identificar el número objetivo de clústeres.

Además, dicha cifra se consideró una cantidad prudente para la toma de decisiones que pueda hacer en un futuro la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación (SENESCYT) o el Consejo de Educación Superior (CES) de Ecuador, a partir de la conformación de estos grupos de universidades en función a su posicionamiento en el ranking mundial y las variables que conforman el mismo.

Para utilizar el método de las k-medias, se siguió el diagrama de flujo de Saxena et al. (2017), el cual se muestra en la Figura 1.

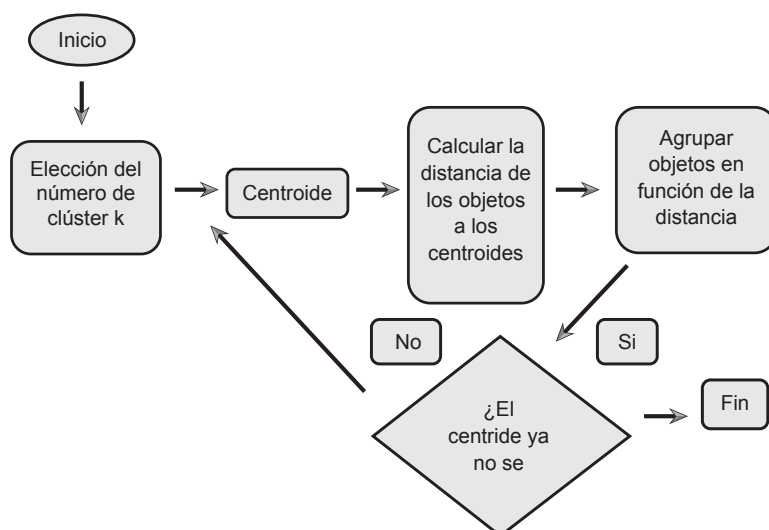


Figura 1. Diagrama de flujo del algoritmo K -means.

Fuente: elaboración propia a partir de (Saxena et al., 2017)

Se utilizó el software IBM SPSS Statistics (v. 26.0, Edición de 64 bits), creándose previamente una base de datos que contuviera toda la información estadística del estudio en Microsoft Excel 2019.

Hipótesis del estudio

Considerando que la intención analítica fue la prueba de hipótesis, se desarrollaron los pasos correspondientes al ritual de la significancia estadística:

- Planteamiento del sistema de hipótesis:

La hipótesis a dos colas o bilateral quedó planteada de la forma siguiente:

- ✓ H_0 : El Impacto, la Apertura y la Excelencia en los tres grupos es igual (hipótesis nula o de trabajo).

Las hipótesis alternas o del investigador fueron:

- ✓ H_1 : El Impacto tiene una diferencia estadísticamente significativa en los tres grupos.
 - ✓ H_2 : La Apertura tiene una diferencia estadísticamente significativa en los tres grupos.
 - ✓ H_3 : La Excelencia tiene una diferencia estadísticamente significativa en los tres grupos.
- Establecimiento del nivel de significancia: se precisó un nivel de significancia del 5% (0,05).
 - Elección del estadístico de prueba: el estadístico de prueba seleccionado fue la prueba estadística análisis de la varianza ANOVA.
 - Lectura al p-valor calculado: se analizó la probabilidad de error de acuerdo con el valor final que se obtuvo.
 - Decisión estadística: se tuvo como punto de partida el criterio de que si el p-valor es menor que 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis del investigador.

RESULTADOS

Siguiendo el diagrama de flujo de la Figura 1, se obtuvieron los resultados siguientes:

- **Elección del número de clúster k:**

La clasificación con el algoritmo de k-medias dividió a la base de datos de 65 universidades en $K = 3$ grupos, con el método de iterar y clasificar, definiéndose un número máximo de 10 iteraciones.

Para caracterizar a toda la población de estudio, en la Tabla 1 se muestran las variables de las 65 universidades ecuatorianas, de acuerdo con Aguillo (2021a) a las cuales se les asigna un código, que corresponde al lugar en que se ordenan descendientemente en el ranking mundial, que es con el que se hace referencia a ellas en el resto del artículo.

Tabla 1. Variables de cada universidad ecuatoriana y lugar en el ranking mundial.

Código	Universidad	Impacto Posición	Apertura Posición	Excelencia Posición	Ranking Mundial
1	Escuela Politécnica Nacional	3408	1846	1878	1745
2	Universidad de las Américas Ecuador	1155	2395	3298	1948
3	Universidad Técnica Particular de Loja	4188	1869	2702	2284
4	Universidad San Francisco de Quito	3070	5963	1432	2292
5	Pontificia Universidad Católica del Ecuador	3673	2089	2834	2296
6	Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE	4220	1798	2774	2324
7	Universidad Politécnica Salesiana Ecuador	4553	2037	3154	2631
8	Universidad de Cuenca	5160	2103	2991	2676
9	Escuela Superior Politécnica del Litoral	1990	5963	2471	2717
10	Universidad Central del Ecuador	6508	2301	3258	3046
11	Escuela Superior Politécnica de Chimborazo	5412	3463	4441	3760
12	Universidad del Azuay	5613	3590	4675	3988
13	Universidad Técnica del Norte	8511	3129	4269	4036
14	FLACSO Ecuador Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales	7531	2668	4675	4106
15	Yachay Tech	15399	2316	3171	4140
16	Universidad Técnica de Ambato	4000	5963	4359	4255

Herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica

17	Universidad Internacional del Ecuador	6101	4943	4579	4305
18	Universidad Nacional de Loja	9498	3614	4579	4425
19	Universidad Nacional de Chimborazo	11163	3520	4441	4519
20	Universidad UTE	8476	5963	3690	4537
21	Universidad Nacional de Educación UNAE	3966	3737	5655	4551
22	Universidad Tecnológica Indoamérica	12953	3591	4441	4730
23	Universidad Técnica de Machala	11163	2602	5006	4739
24	Ikiam Universidad Regional Amazónica	13677	3795	4359	4807
25	Universidad del Pacífico Escuela de Negocios	2624	5963	5541	4882
26	Universidad Estatal Amazónica	16900	3399	4032	4893
27	Universidad Católica de Santiago de Guayaquil	8981	5963	4299	4927
28	Universidad de Guayaquil	5863	5963	4934	4948
29	Universidad Estatal Península de Santa Elena	9240	4848	5073	4989
30	Universidad de Especialidades Espíritu Santo	10717	5963	4115	5015
31	Universidad Andina Simón Bolívar Ecuador	4273	5963	5342	5017
32	Instituto de Altos Estudios Nacionales	4015	5963	5442	5039
33	Universidad Católica de Cuenca	12452	3043	5201	5096
34	Universidad Laica Eloy Alfaro de Manabí	9489	5963	4781	5307
35	Universidad Técnica de Cotopaxi	3002	5963	5999	5432

36	Universidad Particular Internacional SEK	14166	4577	5442	6038
37	Universidad Técnica de Manabí	10694	5963	5541	6624
38	Universidad Regional Autónoma de los Andes UNIANDES	13443	4063	5999	6913
39	Universidad Laica Vicente Rocafuerte de Guayaquil	8511	5370	6245	7045
40	Universidad Estatal de Milagro	11631	1616	6683	7166
41	Universidad Técnica Estatal de Quevedo	14185	5963	5442	7631
42	Universidad Estatal de Bolívar	13677	5878	5655	7984
43	Universidad Metropolitana del Ecuador	10111	4226	6683	8151
44	Universidad Casa Grande	12414	5963	5999	9163
45	Universidad Agraria del Ecuador	15888	5703	5807	9433
46	Universidad Técnica de Babahoyo	14412	3807	6683	10534
47	Escuela Superior Politécnica Agropecuaria de Manabí	16072	4943	6245	10574
48	Universidad Técnica Luis Vargas Torres de Esmeraldas	17330	4781	6245	11147
49	Universidad Tecnológica ECOTEC	14283	4571	6683	11487
50	Universidad Estatal del Sur de Manabí UNESUM	12414	5543	6683	12161
51	Universidad Politécnica Estatal del Carchi UPEC	16531	5543	6245	12325
52	Universidad Particular San Gregorio de Portoviejo USGP	11237	5963	6683	12856

53	Universidad de los Hemisferios	15717	5963	6245	13369
54	Universidad Tecnológica Israel	15114	5420	6683	13977
55	Pontificia Universidad Católica Sede Ibarra	16126	5213	6683	14142
56	Pontificia Universidad Católica del Ecuador Sede Ambato	15984	5291	6683	14229
57	Universidad de Otavalo	19108	5963	6245	16020
58	Universidad de las Artes de Ecuador	15687	5963	6683	16532
59	Universidad Santa María de Chile Campus Guayaquil	17691	5963	6683	18293
60	Escuela de Dirección de Empresas	18070	5963	6683	18621
61	Universidad Tecnológica Empresarial de Guayaquil	18239	5963	6683	18772
62	Pontificia Universidad Católica de Ecuador Sede Santo Domingo	20131	5751	6683	19251
63	Universidad Iberoamericana del Ecuador	20602	5963	6683	20941
64	Universidad de Especialidades Turística	23018	5963	6683	23221
65	Universidad Internacional de La Rioja Ecuador	23191	5963	6683	23386

Fuente: Aguillo (2021a)

· **Centroide y cálculo de la distancia de los objetos a los centroides:**

Se seleccionaron los k centroides, donde k es el número de grupos deseado, o sea, los tres grupos, por considerarse una cifra adecuada, además, por coincidir con la cifra de variables independientes, tal como se expuso en el apartado Método.

Dado que las variables están en escalas muy diferentes, fue necesario estandarizarlas. Para ello, el software IBM SPSS Statistics ejecutó el procedimiento descriptivo sobre variables tipificadas y se crearon las nuevas variables en la matriz que se utilizaron en el estudio. En la Tabla 2 se exponen los estadísticos descriptivos de cada variable independiente.

Tabla 2. Estadísticos descriptivos.

Variables	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar (DE)	Varianza
Impacto	65	1155	23191	10994,17	5677,286	32231576,799
Apertura	65	1616	5963	4616,42	1493,609	2230866,497
Excelencia	65	1432	6683	5151,65	1420,584	2018058,263

Fuente: elaboración propia.

· Agrupar objetos en función de la distancia mínima:

En la Tabla 3 se exponen los centros de clústeres iniciales. Se asignó cada observación al grupo cuyo centroide fue el más cercano.

Tabla 3. Centros de clústeres iniciales.

Variables	1	2	3
Impacto	23191	1155	8511
Apertura	5963	2395	5370
Excelencia	6683	3298	6245

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 4 se muestra el historial de las únicas cuatro iteraciones que fueron necesarias, dentro de un número máximo de 10 iteraciones que se habían permitido, por lo que no fueron necesarias las otras seis.

Tabla 4. Historial de iteraciones ^a.

Iteración	Cambiar en centros de clústeres		
	1	2	3
1	4901,092	2640,800	2493,113
2	625,788	860,771	687,264
3	0,000	177,396	172,302
4	0,000	0,000	0,000

a. Convergencia conseguida debido a que no hay ningún cambio en los centros de clústeres o un cambio pequeño. El cambio de la coordenada máxima absoluta para cualquier centro es 0,000. La iteración actual es 4. La distancia mínima entre los centros iniciales es 8464,406.

Fuente: elaboración propia.

Es oportuno señalar que hasta que se satisfaga un criterio de parada como, por ejemplo, los centroides casi no cambian o los grupos derivados de dos iteraciones consecutivas son idénticos, el proceso de iteración debe continuar.

Respuesta a la pregunta: ¿El centroide ya no se mueve?:

La Tabla 5 destaca los centros de clústeres finales y el número de casos en cada clúster. Con ello, la respuesta a la pregunta fue que a partir de esos resultados los centroides ya no se mueven.

Tabla 5. Centros de clústeres finales.

	Clúster		
	1 (N=19)	2 (N=21)	3 (N=25)
Impacto	17726	4301	11500
Apertura	5370	3931	4620
Excelencia	6197	3925	5387

Fuente: elaboración propia.

Respecto a la hipótesis del estudio, en la Tabla 6 se muestra el análisis de la varianza (ANOVA).

Tabla 6. Análisis de la varianza (ANOVA)

	Clúster		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Impacto	904098536,451	2	4106836,165	62	220,145	0,000
Apertura	10331166,833	2	1969566,486	62	5,245	0,008
Excelencia	26866785,017	2	1216486,433	62	22,086	0,000

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 7, se expone la composición final de cada uno de los tres clústeres conformados.

Tabla 7. Composición final de los tres clústeres conformados.

Clúster 1 (N=19)	Clúster 2 (N=21)	Clúster 3 (N=25)
15; 26; 45; 47; 48; 51; 53; 54; 55; 56; 57; 58; 59; 60; 61; 62; 63; 64; 65	1;2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9; 10; 11; 12; 14; 16; 17; 21; 25; 28; 31; 32; 35	13; 18; 19; 20; 22; 23; 24; 27; 29; 30; 33; 34; 36; 37; 38; 39; 40; 41; 42; 43; 44; 46; 49; 50; 52

Fuente: elaboración propia.

Valores atípicos (Outliers)

Teniendo en cuenta que la agrupación puede no funcionar bien si los datos están llenos de valores atípicos, se valoró este aspecto en el estudio, llegándose a la conclusión de que las variables Impacto y Apertura no presentaron ningún valor atípico, mientras que la variable Excelencia solo tuvo un valor atípico, pero poco significativo, en la Universidad San Francisco de Quito, con una cifra de -2,61839, muy cercano al punto de corte asumido de 2,5.

DISCUSIÓN

En relación a la Figura 1 (Saxena et al., 2017), donde se expone el diagrama de flujo del algoritmo K-means, debe indicarse que esta secuencia de pasos resulta una adecuada guía para conducir un estudio de esta naturaleza, por la simplicidad que brinda, siempre que sea acompañada por una potente herramienta como lo es el software IBM SPSS Statistics, tal como ocurrió en este estudio.

La Tabla 1 expone ordenadamente las variables de las 65 universidades ecuatorianas, especificando el lugar de cada una en el ranking mundial.

Es preocupante que solo dos universidades se encuentren entre las 2000 mejores del planeta: Escuela Politécnica Nacional (lugar 1745) y Universidad de las Américas Ecuador (lugar 1948), lo cual debe poner en alerta a las autoridades de la educación superior ecuatoriana. Además, más de la mitad se encuentran ubicadas en lugares posteriores al 5000.

Resulta también preocupante que, en las tres variables clasificadoras, ninguna universidad de Ecuador se ubica en el top 1000. Respecto al Impacto, la mejor ubicada es la Universidad de las Américas Ecuador, ocupando el lugar 1155, mucho mejor ubicada que el resto. En relación a la variable Excelencia, la mejor ubicada es la Universidad San Francisco de Quito en el puesto 1432, también superando claramente al resto de las instituciones ecuatorianas. Finalmente, respecto a la variable Apertura, la mejor posicionada es la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, ubicada en el lugar 1798.

Es llamativo que solo dos universidades se ubican en el top 10 de las tres variables dentro de Ecuador: Escuela Politécnica Nacional y Pontificia Universidad Católica del Ecuador.

Igualmente es interesante analizar que hay universidades mal ubicadas en el ranking general dentro de Ecuador, pero bien ubicadas en variables individuales. Por ejemplo, la Universidad Estatal de Milagro que integralmente ocupa la posición 40, en la variable Apertura es la mejor institución ecuatoriana, a pesar de su discreto lugar 1616 en el contexto mundial en dicha variable. Igualmente, en la variable Impacto, la Universidad Técnica de Cotopaxi, ocupa el lugar 4 dentro de Ecuador, a pesar de que en el ranking integral ecuatoriano se ubica en la posición 35.

En la Tabla 2 se muestran los estadísticos descriptivos, resaltándose la alta desviación estándar en la variable Impacto (5677,286), lo que evidencia que en relación al lugar que ocupa la universidad según el número de redes externas afines a las páginas web de la institución, hay una notable dispersión de resultados en las universidades ecuatorianas.

La Tabla 3 refleja los centros de clústeres iniciales, mostrándose que respecto a los valores de las variables de las k observaciones, las mayores aproximaciones se evidencian en la variable Excelencia, entre los grupos 1 (6683) y 3 (6245), aunque estos resultados son normales en esta etapa del proceso de iteración.

Por su parte, en la Tabla 4 se detalla el historial de iteraciones, apreciándose los cambios en los centros de clústeres, que en el caso del grupo 1, en la iteración tres ya quedó en un valor de 0,000, lo cual ocurrió en la iteración cuatro para los grupos 2 y 3. Por ello, en ningún caso fueron necesarias las 10 iteraciones permitidas, lo cual manifiesta que no resultó muy complejo este proceso.

La Tabla 5 presenta los centros de clústeres finales, percibiéndose que los grupos quedan conformados por cantidades similares de universidades: grupo 1 (N=19); grupo 2 (N=21) y grupo 3 (N=25). Se destaca que la mayor diferencia entre todas las variables respecto a las distancias entre clúster diferentes, corresponde a la variable Impacto, con un valor de 17726 para el grupo 1 y de 4301 en el grupo 2.

Por su parte, la Tabla 6 exhibe el análisis de la varianza (ANOVA), que refleja que en las tres variables el p-valor son menor a 0,05, por lo cual la decisión estadística, dentro del ritual de significancia es que se rechaza la hipótesis nula (El Impacto, la Apertura y la Excelencia en los tres grupos es igual) y se acepta la hipótesis del investigador, es decir, el Impacto, la Apertura y la Excelencia tienen una diferencia estadísticamente significativa en los tres grupos, o sea, se corrobora que los tres clústeres son distintos en cada caso.

Debe agregarse que las pruebas F en la prueba de ANOVA (Impacto 220,145; Apertura 5,245; y Excelencia 22,086) realizada para determinar si la variabilidad entre las medias de los clústeres es mayor que la variabilidad de las universidades dentro de los grupos, en este caso sólo se deben utilizar con fines descriptivos porque los clústeres se han designado para maximizar los contrastes entre las universidades de distintos clústeres; lo cual no ocurre así cuando ANOVA se utiliza con otros fines diferentes al de clustering, desde el principio.

Finalmente, en la Tabla 7 se expone la composición final de los tres clústeres, donde se evidencia que en el clúster dos están las universidades mejor ubicadas en el ranking integral, donde se encuentra 21 de las mejores 35 universidades. Por su parte, en el clúster aparecen las peor ubicadas, aunque la Yachay Tech, que integralmente ocupa el lugar 15, quedó enmarcada en este grupo, por su pésima posición en la variable Impacto (lugar 15399 universal), algo similar a lo que ocurre con la Universidad Estatal Amazónica, que ocupando el lugar 26 entre las universidades ecuatorianas, su mal Impacto (lugar 16900 mundialmente) le impide escalar a mejores posiciones.

Valores atípicos

Tal como se comentó en el apartado Resultados, las variables dos de las variables clasificadores (Impacto y Apertura) no evidenciaron valores atípicos, y la variable Excelencia solo tuvo como valor atípico, la correspondiente a la Universidad San Francisco de Quito (-2,61839), lo cual resulta casi insignificante por ubicarse muy cercano al punto de corte

asumido de 2,5. Por ello, sobre este aspecto se llega a la conclusión de que los valores atípicos no afectaron el clustering realizado.

En relación al valor de corte de los valores atípicos, los autores consideran que las puntuaciones pueden ser outliers cuando tiene una puntuación típica, en muestras pequeñas (<80), cuando menores de 2,5 o cuando tienen una puntuación típica en muestras grandes (>80) de 3 puntos.

Lo anterior tiene en consideración que en una variable que sigue una distribución normal se espera que el 95% de los datos se alejen de la media como máximo 1,96 desviaciones típicas. Además, se espera que un 5% de los casos se pueda alejar más de 1,96 desviaciones típicas y solo el 1% de los casos se aleja más de 2,58 desviaciones típicas de la media.

Esto quiere decir que se escoge el valor de 2,5 para detectar casos extremos, porque son casos que se alejan demasiado de la media. Si en la variable, hay menos del 1% de casos que se alejan de la media 2,5 desviaciones típicas, en ese caso no ocurre nada, porque es lo esperado. Pero si en la variable hay más del 1% de casos que se alejan 2,5 desviaciones típicas, entonces puede ser que esos valores no sean correctos por algún motivo. Entonces se elige el valor de 2,5 para detectar casos e investigar, en la medida que se pueda, si son casos esperados o no. Por lo tanto, el valor de corte de 2,5 responde al modelo de probabilidad de la distribución normal.

El estudio realizado en las 65 universidades ecuatorianas, posibilita que a partir de las tres variables que conforman el ranking (Impacto. Excelencia y Apertura, se construyan tres grupos, de forma tal que las que pertenezcan a un mismo grupo sean muy homogéneas entre sí y al mismo tiempo se obtiene la máxima heterogeneidad posible entre grupos, o sea, la investigación realizada intenta minimizar la variabilidad intra-grupo y simultáneamente maximizar la variabilidad inter-grupos.

Los resultados demuestran que los perfiles de las universidades dentro de un mismo clúster sean análogos entre sí, es decir, tiene una cohesión interna, mientras que los de clúster diferentes son desiguales, o sea, tienen un aislamiento externo. Esto permite que la dirección de la educación superior en Ecuador, a partir de organismos rectores como SENESCYT que tiene entre sus objetivos institucionales desarrollar el sistema de educación superior universitaria, técnica y tecnológica, con discernimientos de inclusión, calidad, pertinencia, y democracia; así como elevar los resultados investigativos, la innovación, la investigación y la transferencia tecnológica, manteniendo un nexo entre los sectores productivo y académico, disponga ahora de esta segmentación válida para hacer distinciones en la gestión de presupuestos, planes estratégicos y desarrollo científico e informático, entre otros (Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación [SENESCYT], 2021).

Lo antes comentado también es válido para el CES, que tiene como misión "...la planificación, regulación y coordinación interna del Sistema de Educación Superior del Ecuador, y la relación entre sus distintos actores con la Función Ejecutiva y la sociedad ecuatoriana." (Consejo de Educación Superior [CES], 2021).

Para ambas instituciones, la sola intención de precisar escenarios futuros de actuación para transformar la información en acción (Vega y Comas, 2017), posibilita prever una mejor evolución de las universidades ecuatorianas, accionando a partir de la segmentación realizada en este estudio.

Limitaciones del estudio

Para futuras investigaciones se invita a la comunidad académica y científica a replicar en otros contextos los procedimientos seguidos en este estudio, valorando la posible utilización de la combinación de métodos jerárquico (para eliminar outliers, determinar el número de clústeres y sus centros iniciales), con el método k-medias para obtener así una solución conglomerativa final, cuya no utilización pudiera considerarse como una posible limitación de esta investigación.

Conflicto de intereses

Todos los autores señalan no tener conflictos de intereses en relación al estudio desarrollado, que pongan en riesgo la validez de los resultados mostrados.

Financiación

No fue preciso concurrir a convocatorias de financiación externa para desarrollar el presente estudio.

CONCLUSIONES

Se conformaron tres clústeres de todas las universidades ecuatorianas, de acuerdo al posicionamiento de las variables que conforman el Ranking Web de Universidades, popularizado como Webometrics.

Se siguió dentro del análisis de clúster, su principio rector, que consiste en la maximización de la homogeneidad intra grupos (conglomerados, segmentos) y simultáneamente la maximización de la heterogeneidad inter grupos.

Se brinda a las entidades rectoras de la educación en Ecuador, una segmentación de las universidades ecuatorianas, que posibilitará futuras acciones encaminadas a una toma de decisiones no solo de forma global, sino de acuerdo a las peculiaridades de la segmentación propuesta, a partir de las variables Impacto, Excelencia y Apertura, siendo necesario actualizar el presente algoritmo de clustering, sujeto a las futuras actualizaciones de Webometrics

CASO 3: DIFERENCIAS ENTRE GRUPOS

DIFERENCIAS EN EL GLOBAL COVID19TOURISM INDEX ENTRE LOS CINCO CONTINENTES³

RESUMEN

El Global COVID19tourism Index examina el nivel de depresión del turismo ante la COVID-19. El objetivo del estudio fue demostrar las diferencias en el Global COVID19tourism Index entre los cinco continentes. Fue un estudio de tipo observacional, retrospectivo, transversal y analítico, correspondiente al nivel relacional. Se utilizó la ANOVA de un factor en el análisis de 100 países, así como las pruebas post hoc de Tukey y Scheffé, con apoyo del software SPSS Statistics. Como resultado, se evidenció que quien realmente tiene diferencias estadísticamente significativas con otros continentes es específicamente Europa. Se concluye que se cumple la hipótesis del investigador de que existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los cinco continentes en el Global COVID19tourism Index.

INTRODUCCIÓN

La Organización Mundial de la Salud (OMS) se vio forzada a declarar el estado de pandemia por la COVID-19 (enfermedad infecciosa ocasionada por el coronavirus SARS-CoV-2) desde el 11 de marzo del año 2020 (Vega, Castro, y Romero, 2020), siendo una seria amenaza, tanto para la salud física como mental (Pérez, Noroña, y Vega (2021), la cual, además, trae como repercusión desaceleraciones económicas universales (Vega, Navarro, Pérez, y Guerrero, 2020).

Estudios realizados evidencian que, cada mes adicional de pandemia, como promedio, representa entre el 2,5% y el 3% del Producto Interno Bruto (PIB) mundial (Fernandes, 2020) y su impacto económico es muy incierto, lo cual obstaculiza la formulación efectiva de políticas macroeconómicas en cada país (McKibbin, y Fernando, 2020), ocasionando grandes afectaciones e impacto en la sociedad (Salvador-Moreno, Torrens-Pérez, Vega-Falcón, y Noroña-Salcedo, 2021).

El impacto económico de la COVID-19 se evidencia en todos los sectores y países, siendo el turismo uno de los más afectados. Las restricciones de viajes internacionales afectan muchísimo el nivel de las actividades económicas y de los principales índices bursátiles (Ozili, y Arun, 2020). Como ejemplos del impacto negativo en el turismo, puede citarse que prestigiosos destinos turísticos como Roma, Madrid, París, Venecia, New York, entre otros, están a un bajísimo porcentaje de aprovechamiento de sus capacidades y cifras históricas; se cancelan sistemáticamente ferias y eventos; y los cruceros y líneas aéreas cierran u operan a baja escala.

³ El presente caso es tomado de la ponencia presentada en el 1er. Congreso Científico Internacional Investigación y Desarrollo UNIANDÉS IBARRA-TULCÁN, Ecuador, 2021.

Resulta de especial interés el Global COVID19tourism Index (Yang, 2020) para examinar el nivel de depresión del turismo, siendo una variable estadística que permite cuantificar el grado de recuperación del turismo en oposición con el “tiempo normal” sin la existencia de la COVID-19. En el resultado de su métrica, un valor equivalente a 100 expresa la recuperación al nivel normal correspondiente al año 2019, con un ajuste por el cambio interanual en enero 2020.

Según Vega, Castro, y Romero (2020), el Global COVID19tourism Index incluye cinco subíndices que especifican niveles de recuperaciones del turismo: (1) Índice de Pandemia (refleja el nivel de la pandemia a partir de nuevos casos COVID-19 por millón de turistas entrantes); (2) Índice de Interés (calcula el interés online de búsquedas de potenciales turistas); (3) Índice de Movilidad (refleja el nivel de movilidad en lugares afines con el turismo); (4) Índice de Aviación (computa el vuelo aéreo, indicado como el volumen de salidas en los principales aeropuertos internacionales de cada país); (5) Índice de Hotel (refleja el nivel de rendimiento hotelero de los principales hoteles y cadenas hoteleras de cada nación). El presente estudio solo se centra en la medición general del Global COVID19tourism Index.

Evidentemente, la pandemia COVID-19 trae como resultado una marcada reducción de la actividad turística, la cual no tiene la misma connotación en todos los países y regiones. Existe una problemática en este contexto y se refiere a que todas las regiones del mundo no han manejado igual la pandemia, apreciándose decisiones gubernamentales y poblacionales diversas, entre áreas geográficas, como por ejemplo las características de las campañas de vacunación; el rigor del confinamiento; la infraestructura hospitalaria y capacidad de utilización de medicamentos a gran escala; la cultura respecto al distanciamiento y las medidas sanitarias, entre otras.

Por ello, en el presente estudio, el factor que se investiga es la región geográfica (en este caso representado a través de los cinco continentes) el cual parece tener influencia sobre el resultado de la reducción de la actividad turística, expresada a través del Global COVID19tourism Index.

Cuando se requiere comparar dos grupos y la variable a contrastar es una variable numérica se utiliza como herramienta estadística la t de Student para muestras independientes, pero si los grupos a comparar son más de dos, se utiliza el análisis de la varianza (ANOVA por su acrónimo en inglés **ANALYSIS OF VARIANCE**) con un factor, llamado también análisis de la varianza de una vía. El ANOVA es una de las técnicas más utilizadas en numerosas disciplinas (Wright, 2009).

El problema de investigación que enfrenta el presente estudio es: ¿Cómo demostrar que existen diferencias en el Global COVID19tourism Index entre los continentes? Para solucionar el problema, se utiliza el análisis de la varianza (ANOVA) con un factor.

Las hipótesis del investigador es que existen diferencias estadísticamente significativas

entre las medias de los cinco continentes en el Global COVID19tourism Index. Por ello, el objetivo del estudio fue demostrar las diferencias en el Global COVID19tourism Index entre los continentes.

DESARROLLO

MÉTODO

Taxonomía de la investigación

Se desarrolló un estudio de tipo analítico (el análisis estadístico fue bivariado), observacional (no hubo intervención en la población de estudio); transversal (la variable fue medida en un solo momento, en este caso el 13 de marzo de 2021); y retrospectivo (los datos que se tomaron ya existían en el momento del estudio); correspondiente al nivel relacional (Supo y Zacarías, 2020).

Población de estudio

La población de estudio estuvo conformada por 100 países, desglosados en cinco continentes: África (14); América (21); Asia (30); Europa (32); y Oceanía (3). No fue necesario calcular una muestra al disponerse de los datos de toda la población.

Se tuvo en cuenta como único criterio de inclusión, que sea un país que tuviera calculado su Global COVID19tourism Index con fecha 13 de marzo de 2021 en el sitio web de Yang, (2020).

Variables de estudio

La variable de supervisión (de resultado) fue el Global COVID19tourism Index, de naturaleza numérica aleatoria, mientras que la variable asociada (clasificatoria) fue los continentes, dado que representó el criterio de conformación de grupos.

Herramientas estadísticas

Teniendo en cuenta que el tipo de variable de resultado fue cuantitativa (Global COVID19tourism Index) y que el propósito era mostrar diferencias de tres o más grupos independientes a los que se les comparó las varianzas, se seleccionó como herramienta estadística a la prueba paramétrica ANOVA de un factor.

Hipótesis de los supuestos de la estadística paramétrica

Al ser un procedimiento del tipo de estadística paramétrica, se tuvo en cuenta los supuestos de la misma:

1. La variable de resultado o dependiente (Global COVID19tourism Index) es cuantitativa, es decir, está en un nivel de medición de intervalo o de razón. Este supuesto se cumple por la propia naturaleza de dicha variable, que es numérica.
2. Se cuenta con más de 30 datos. Se cumple este supuesto al ser exactamente 100 datos.

3. La distribución de los datos se comportó de manera normal. Al tratarse de grupos de datos menores de 50, se utilizó la prueba de Shapiro Wilk y se analizó una hipótesis para la misma, verificada durante el estudio.
4. Los grupos (continentes) tuvieron homocedasticidad, es decir, igualdad de varianzas a lo largo de la distribución de los valores. Se analizó una hipótesis para la misma.

Por lo antes expuesto, se partió de las siguientes hipótesis de los supuestos 3 y 4 de la estadística paramétrica:

- Hipótesis de normalidad de los datos (supuesto 3):
 - ✓ H_0 : Los datos siguen una distribución normal.
 - ✓ H_1 : Los datos no siguen una distribución normal.

Para la comprobación de la hipótesis de normalidad de los datos se utilizó la prueba de Shapiro Wilk como contraste de ajuste utilizado para evidenciar si los datos determinados fueron extraídos de una población normal, siendo adecuada para muestras pequeñas ($n < 50$), lo cual se cumple en el presente estudio, donde el tamaño de ninguno de los grupos rebasa esta cifra.

- Hipótesis de homocedasticidad (supuesto 4):
 - ✓ H_0 : grupos (continentes) no tienen homocedasticidad.
 - ✓ H_1 : los grupos (continentes) tienen homocedasticidad.

Para la comprobación de la hipótesis de homocedasticidad, se utilizó el estadístico de la prueba de Levene por ser el estadístico F de ANOVA para probar igualdad de medias aplicado a las desviaciones absolutas (Tabla 3), o sea, igualdad de varianzas en la distribución de los valores.

La identificación entre cuáles continentes se presentaron las diferencias estadísticamente significativas, se utilizaron pruebas post hoc. Inicialmente se utilizó la prueba de Tukey porque ayuda a reducir el riesgo del error de tipo I o de primera especie, el cual se produce cuando la prueba detecta diferencias significativas y se rechaza la H_0 (o se acepta la H_1) pero, realmente, tales diferencias no existen (H_0 verdadera). Además, porque esta prueba es recomendable cuando el tamaño de los grupos es diferente.

Adicionalmente, con el mismo propósito, se utilizó la prueba de Scheffé porque ayuda a reducir el error de tipo II o de segunda especie, que se produce cuando la prueba concluye que no hay diferencias estadísticamente significativas y no se rechaza la H_0 (se rechaza H_1), pero en realidad existen diferencias.

Se trabajó con un nivel de confianza del 95%.

Ritual de la significancia estadística

Teniendo en cuenta que la intención analítica fue la prueba de hipótesis, se siguieron los pasos del ritual de la significancia estadística:

- Planteamiento del sistema de hipótesis:

La hipótesis bilateral o a dos colas quedó planteada de la forma siguiente:

- ✓ H_0 : No existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los cinco continentes en el Global COVID19tourism Index (hipótesis nula).
- ✓ H_1 : Existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los cinco continentes en el Global COVID19tourism Index (hipótesis alterna o del investigador).
- Establecimiento del nivel de significancia: se definió un nivel de significancia del 5% (0,05).
- Elección del estadístico de prueba: el estadístico de prueba seleccionado fue la prueba estadística análisis de la varianza ANOVA de un factor.
- Lectura al p-valor calculado: se analizó la probabilidad de error según el valor final que se obtuvo.
- Decisión estadística: se partió del criterio de que si el p-valor es menor que 0,05 se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis del investigador.

Los datos fueron procesados con el paquete de software IBM SPSS Statistics (v. 25.0, Edición de 64 bits), utilizándose preliminarmente Microsoft Excel 2019 para crear una base de datos que contuviera toda la información estadística del estudio.

RESULTADOS

La decisión sobre las hipótesis de los supuestos de la estadística paramétrica arrojó los resultados siguientes:

- Hipótesis de normalidad de los datos (supuesto 3):

La normalidad de los datos fue comprobada mediante la prueba de Shapiro Wilk, que arrojó normalidad en los casos de África (p-valor de 0,213); América (p-valor de 0.420); y Oceanía (p-valor 0,364), es decir, el p-valor en esos tres casos fue mayor que 0,05, por lo que se

aceptó la hipótesis nula de que la variable Global COVID19tourism Index en esos grupos tuvo distribución normal. No obstante, en los casos de Asia (p-valor de 0,010) y Europa (p-valor de 0,002), al ser el p-valor menor que 0,05 se debe rechazar la hipótesis nula y concluir que sus datos no siguen una distribución normal.

A pesar de estos dos últimos resultados (Asia y Europa), los autores consideraron que es posible obtener resultados apropiados con datos no normales cuando la muestra es lo suficientemente grande (un tamaño de 20 es adecuado), en concordancia con Minitab (2021), es decir, si los tamaños de los grupos son grandes, el estadístico F se comporta razonablemente, inclusive con distribuciones poblacionales que no tengan normalidad, como ocurre en este caso donde Asia está conformado por 30 países y Europa por 32. Por ello, se asumió que se cumplió H_0 , es decir, los datos siguen una distribución normal.

- Hipótesis de homocedasticidad (supuesto 4): se evidenció que las varianzas son iguales (Tabla 3), por lo que se cumple H_1 , o sea, los grupos (continentes) tienen homocedasticidad.

Una vez verificadas las hipótesis de los supuestos de la estadística paramétrica, se muestran los resultados obtenidos en el estudio.

En la Tabla 1 se muestra el Global COVID19tourism Index por continentes y países (con fecha 13/03/2021), ordenados de forma decreciente.

Tabla 1. Global COVID19tourism Index por continentes y países (13/03/2021)

No.	Continente	País	Global COVID19 tourism Index (%)
1	Asia	Islas Maldivas	54,10
2	Asia	Catar	51,76
3	Oceanía	Australia	51,07
4	Asia	China	47,97
5	Oceanía	Nueva Zelanda	46,76
6	América	El Salvador	44,15
7	América	Nicaragua	42,62
8	América	México	42,08
9	América	República Dominicana	41,07
10	África	Guinea	40,85
11	Asia	Emiratos Árabes Unidos	40,78
12	África	Papúa Nueva Guinea	40,55
13	Europa	Bielorrusia	40,26
14	África	Kenia	38,71

15	Asia	Baréin	38,57
16	América	Panamá	38,29
17	América	Estados Unidos	37,63
18	América	Bahamas	37,17
19	África	Etiopía	37,13
20	Asia	Líbano	36,52
21	Asia	Singapur	36,14
22	Asia	Turquía	36,04
23	América	Costa Rica	35,92
24	África	Egipto	35,37
25	Europa	Ucrania	34,55
26	Asia	Kazajistán	33,84
27	América	Trinidad y Tobago	32,90
28	América	Honduras	32,40
29	Europa	Bulgaria	31,99
30	América	Guatemala	31,98
31	Asia	Corea del Sur	31,50
32	Asia	Arabia Saudita	31,03
33	África	Zambia	30,80
34	Europa	Croacia	30,52
35	Europa	Rusia	30,36
36	Asia	India	29,73
37	América	Colombia	29,71
38	Asia	Japón	29,61
39	Oceanía	República de Fiya	29,59
40	América	Chile	29,48
41	Asia	Vietnam	29,44
42	Asia	Armenia	28,42
43	África	Túnez	27,65
44	América	Ecuador	27,46
45	Asia	Omán	27,04
46	Asia	Bangladesh	26,53
47	América	Jamaica	26,42
48	Asia	Laos	26,09
49	Europa	Luxemburgo	25,31
50	Europa	Suiza	25,27
51	África	Botsuana	24,87
52	Asia	Georgia	24,82

53	Asia	Azerbaiyán	24,42
54	América	Canadá	23,95
55	Asia	Jordania	23,48
56	América	Perú	23,24
57	África	Sudáfrica	22,93
58	Europa	Montenegro	22,89
59	África	Argelia	22,66
60	Asia	Kuwait	22,62
61	Asia	Cambodia	22,60
62	Asia	Sri Lanka	22,28
63	América	Argentina	21,99
64	Europa	España	21,94
65	África	Namibia	21,83
66	África	Marruecos	21,71
67	África	Seychelles	21,70
68	Asia	Filipinas	21,50
69	América	Uruguay	21,35
70	Asia	Tailandia	21,02
71	Europa	Holanda	20,37
72	Europa	Rumania	19,91
73	Europa	Lituania	19,59
74	Asia	Israel	19,57
75	Europa	Francia	19,54
76	Europa	Finlandia	19,43
77	Asia	Indonesia	18,99
78	Asia	Malasia	18,88
79	Europa	Dinamarca	18,71
80	Europa	Estonia	18,16
81	América	Barbados	17,89
82	Asia	Myanmar	17,86
83	América	Brasil	17,77
84	Europa	Bélgica	17,71
85	Europa	Grecia	17,71
86	Europa	Portugal	17,45
87	Europa	Polonia	17,30
88	Europa	Gran Bretaña	17,10
89	Europa	Eslovenia	17,01
90	Europa	Alemania	16,68

91	Europa	Italia	16,64
92	Europa	Suecia	15,99
93	Europa	Irlanda	15,90
94	Europa	Austria	15,84
95	Europa	Malta	15,67
96	Europa	Letonia	14,28
97	Europa	Hungría	13,78
98	África	Mauricio	11,33
99	Europa	República Checa	10,96
100	Europa	Eslovaquia	8,89

Fuente: elaboración propia

La Figura 1 refleja los valores medios del Global COVID19Tourism Index de cada continente.

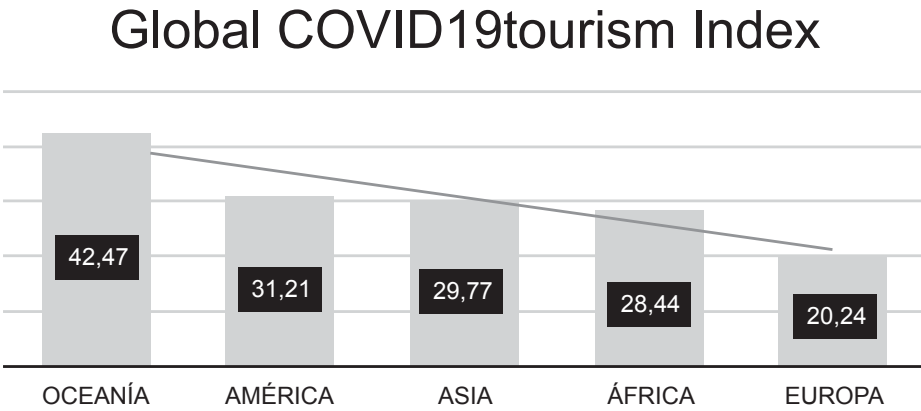


Figura 1. Valores medios del Global COVID19Tourism Index de cada continente.

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 2 se presenta el valor medio del Global COVID19tourism Index en los cinco continentes, con sus respectivos intervalos de confianza para la media (95%). Los intervalos de confianza interesan como instrumentos para medir la incertidumbre (Vega, 1998).

Tabla 2. Estadísticos descriptivos.

Continentes	N	Media	Desviación Estadístico	Desviación Error	95% del intervalo de confianza para la media	
					Límite inferior	Límite superior
África	14	28,44	8,94232	2,38993	23,2719	33,5981
América	21	31,21	8,26342	1,80323	27,4514	34,9743
Asia	30	29,77	9,58163	1,74936	26,1938	33,3495

Europa	32	20,24	6,87563	1,21545	17,7620	22,7199
Oceanía	3	42,47	11,36350	6,56072	14,2448	70,7018
Total	100	27,22	9,84672	0,98467	25,2646	29,1722

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 3 se muestra la prueba de homogeneidad de varianzas, relacionada con su respectiva hipótesis de homocedasticidad (supuesto 4).

Tabla 3. Prueba de homogeneidad de varianzas.

		Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
Global COVID19Tourism Index	Se basa en la media	1,242	4	95	0,299
	Se basa en la mediana	1,091	4	95	0,366
	Se basa en la mediana y con gl ajustado	1,091	4		0,367
	Se basa en la media recortada	1,302	4	95	0,275

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 4 se aprecia la prueba de ANOVA ($F = 9,818$) detallándose la suma de los cuadrados, los grados de libertad y la media cuadrática.

Tabla 4. Prueba de ANOVA para el Global COVID19Tourism Index.

	Suma de cuadrados	gl	Media	F	Sig.
Entre grupos	2807,425	4	701,856		
Dentro de grupos	6791,415	95	71,489		
Total	9598,840	99			

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 5 refleja los resultados de las comparaciones múltiples de la prueba post hoc de Tukey, para poder identificar entre cuáles continentes se presentaron las diferencias estadísticamente significativas.

Tabla 5. Comparaciones múltiples entre los continentes (Tukey).

Variable dependiente: Global COVID19Tourism Index						
Continente	Continente	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
					Límite inferior	Límite superior
África	América	-2,77786	2,91728	0,876	-10,8904	5,3347
	Asia	-1,33667	2,73665	0,988	-8,9469	6,2736
	Europa	8,19406*	2,70931	0,026	0,6598	15,7283
	Oceanía	-14,03833	5,37921	0,077	-28,9972	0,9205
América	África	2,77786	2,91728	0,876	-5,3347	10,8904
	Asia	1,44119	2,40565	0,975	-5,2486	8,1310
	Europa	10,97192*	2,37450	0,000	4,3688	17,5751
	Oceanía	-11,26048	5,21860	0,205	-25,7727	3,2517
Asia	África	1,33667	2,73665	0,988	-6,2736	8,9469
	América	-1,44119	2,40565	0,975	-8,1310	5,2486
	Europa	9,53073*	2,14871	0,000	3,5554	15,5060
	Oceanía	-12,70167	5,11981	0,104	-26,9392	1,5358
Europa	África	-8,19406*	2,70931	0,026	-15,7283	-0,6598
	América	-10,97192*	2,37450	0,000	-17,5751	-4,3688
	Asia	-9,53073*	2,14871	0,000	-15,5060	-3,5554
	Oceanía	-22,23240*	5,10525	0,000	-36,4294	-8,0354
Oceanía	África	14,03833	5,37921	0,077	-0,9205	28,9972
	América	11,26048	5,21860	0,205	-3,2517	25,7727
	Asia	12,70167	5,11981	0,104	-1,5358	26,9392
	Europa	22,23240*	5,10525	0,000	8,0354	36,4294
*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05.						

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 6 expone los resultados de las comparaciones múltiples de la prueba post hoc de Scheffé, para poder identificar entre cuáles continentes se presentaron las diferencias estadísticamente significativas.

Tabla 6. Prueba de Scheffé para el Global COVID19Tourism Index.

Variable dependiente: Global COVID19Tourism Index						
Scheffé						
(I)	(J)	Diferencia de medias (I-J)	Desv. Error	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
					Límite inferior	Límite superior
África	América	-2,77786	2,91728	0,923	11,9429	6,3872
	Asia	-1,33667	2,73665	0,993	-9,9343	7,2609
	Europa	8,19406	2,70931	0,066	-0,3176	16,7058
	Oceanía	-14,03833	5,37921	0,156	30,9379	2,8613
América	África	2,77786	2,91728	0,923	-6,3872	11,9429
	Asia	1,44119	2,40565	0,985	-6,1165	8,9989
	Europa	10,97192*	2,37450	0,001	3,5121	18,4318
	Oceanía	-11,26048	5,21860	0,332	27,6555	5,1345
Asia	África	1,33667	2,73665	0,993	-7,2609	9,9343
	América	-1,44119	2,40565	0,985	-8,9989	6,1165
	Europa	9,53073*	2,14871	0,001	2,7802	16,2812
	Oceanía	-12,70167	5,11981	0,197	28,7863	3,3830
Europa	África	-8,19406	2,70931	0,066	16,7058	0,3176
	América	10,97192*	2,37450	0,001	18,4318	-3,5121
	Asia	-9,53073*	2,14871	0,001	16,2812	-2,7802
	Oceanía	22,23240*	5,10525	0,002	38,2713	-6,1935
Oceanía	África	14,03833	5,37921	0,156	-2,8613	30,9379
	América	11,26048	5,21860	0,332	-5,1345	27,6555
	Asia	12,70167	5,11981	0,197	-3,3830	28,7863
	Europa	22,23240*	5,10525	0,002	6,1935	38,2713

*. La diferencia de medias es significativa en el nivel 0.05.

Fuente: elaboración propia.

DISCUSIÓN

En ANOVA de un factor hay una primera condición que tiene que ver con la variable dependiente y es que debe ser cuantitativa y es sobre la cual se hacen los contrastes o las comparaciones, lo cual se cumple en este estudio, al igual que son cumplidas las condiciones de que las muestras sean independientes; que se contrasten más de dos grupos para contrastar las varianzas, y que al tratarse de una prueba paramétrica se requiere el supuesto de normalidad en todos los grupos analizados.

A partir de lo comentado en el apartado de Resultados acerca de la hipótesis de normalidad de los datos, los autores consideran que el Global COVID19tourism Index, además de ser

una variable numérica, puede asumirse que de forma general está distribuido de manera normal en la mayoría de los continentes y la variabilidad dentro de cada uno de ellos es similar en todos.

En esencia, el ANOVA de un factor es un método estadístico para probar la hipótesis nula (H_0) respecto a que tres o más medias poblacionales son iguales en contraste con la hipótesis alternativa (H_1) de que al menos una de dichas medias es desigual.

Comúnmente, el ANOVA de un factor se utiliza cuando existe una única variable o factor independiente y el propósito consiste en analizar si las variaciones o diferentes niveles de dicho factor poseen un efecto medible sobre una variable dependiente. Únicamente se utiliza cuando se investiga un solo factor (en el presente estudio los grupos de países agrupados en los cinco continentes) y una sola variable dependiente, que en este caso es el Global COVID19tourism Index.

La justificación del uso del ANOVA en el presente estudio, viene dada porque teniendo en cuenta que, si se efectúan varias pruebas estadísticas para probar una sola hipótesis, lo que se estaría haciendo sería sumar errores y ese es un problema bien importante en términos de investigación, pues una de las condiciones de las pruebas estadísticas es que implican un porcentaje de error, por lo que se determina cuál es ese error que se está dispuestos a aceptar en la inferencia y al efectuarse pruebas múltiples aumentan las posibilidades de error, por lo que en esos casos es necesario utilizar un análisis que de forma conjunta permita observar si hay diferencias o no y eso es lo que hace ANOVA.

ANOVA es una prueba paramétrica en la que se comparan varianzas, en el presente estudio, una varianza dentro de los continentes que se estén comparando y otra varianza entre dichos continentes. La varianza dentro de los continentes es toda la variación que tiene el Global COVID19tourism Index que se está comparando, qué se produce naturalmente, mientras que la varianza entre los continentes es la variación o las diferencias que se encuentran en los promedios del Global COVID19tourism Index de cada uno de los cinco continentes.

De acuerdo con la Tabla 1 el mayor Global COVID19tourism Index le corresponde a Islas Maldivas con un grado de recuperación del turismo, en oposición con el “tiempo normal” sin la existencia de la COVID-19, de 54,10% y la menor recuperación es la de Eslovaquia con solo un 8,89%.

En esta misma Tabla 1 es notable que el país europeo mejor ubicado en cuanto a recuperación del turismo, aparece en el lugar 13 y además que en el primer cuartil solo hay dos países de Europa. A esto se adiciona que 19 de los 25 países del cuartil 4 son europeos, lo cual evidencia que en dicho continente es donde más dificultades se han tenido para la recuperación turística por la COVID-19. En opinión de los autores, este resultado pudiera

estar relacionado con una mayor cultura y mejor percepción del riesgo por parte de los europeos para enfrentar la COVID-19 y no dar una apertura insensata al turismo, a pesar de que también en Europa hay mucho por seguir mejorando en este sentido.

Igualmente se observa que en África, el valor mínimo del Global COVID19tourism Index correspondió a (Mauricio con 11,33%) y el máximo a (Guinea con 40,85%); en América el mínimo fue de (Brasil con 17,77%) y el máximo de (El Salvador con 44,15%); en Asia el mínimo lo tuvo (Myanmar con 17,86%) y el máximo (Islas Maldivas con 54,10%) correspondiendo al mayor de todos los 100 países analizados; en Europa el mínimo lo reflejó (Eslovaquia con 8,89%) siendo el valor mínimo de toda la población de estudio, y el máximo (Bielorrusia con 40,26%); mientras que en Oceanía el mínimo fue de (República de Fiya con 29,59%) y el máximo de (Australia con 51,07%).

En la Figura 1 reflejan los valores medios del Global COVID19Tourism Index de cada continente, evidenciando que Oceanía destaca con la mayor recuperación (42,47%) y Europa con la menor (20,24%), lo cual ratifica lo comentado en la Tabla 1 respecto a la baja recuperación europea. El resto de los continentes, en su análisis como grupos, muestran recuperaciones similares: América 31,21%, Asia 29,77% y África 28,44%, estando estos tres valores más cercanos al valor del Global COVID19Tourism Index promedio de los 100 países, que es de 27,22%.

Estos resultados también se corresponden con los de la Tabla2, en la que se exponen estadísticos descriptivos, detallándose los intervalos de confianza para la media (95%), donde se aprecia que la mayor desviación corresponde a Oceanía (11,36350) y la menor a Europa (6,87563). Este resultado se corresponde con que Oceanía presente la mayor brecha entre el límite inferior (14,2448) y el límite superior (70,7018) dentro de los citados intervalos. Estos resultados evidencian una mayor homogeneidad de nivel de recuperación en el continente europeo y una menor en Oceanía, con resultados similares en los otros tres continentes.

Según lo mostrado en la Tabla 3 (Prueba de homogeneidad), se evidencia que las varianzas son iguales, dado que el p-valor es mayor que 0,05, por lo que se cumple el supuesto de que los grupos (continentes) tienen homocedasticidad, o sea, igualdad de varianzas a lo largo de la distribución de los valores.

En la Tabla 4 se aprecia la prueba de ANOVA, cuyo estadístico tiene un valor de $F = 9,818$, pero lo más importante es el valor o significancia asintótica (0,000), que en este caso es menor a 0,05 que es el nivel de significancia con el que convencionalmente se realizan los estudios.

El p-valor se utiliza para evaluar la validez de la hipótesis nula de que todas las medias son iguales. Considerando que su valor es menor a 0,05 (Tabla 4) se rechaza la hipótesis nula

y se acepta la alterna, la cual señala que existen diferencias en el Global COVID19tourism Index entre los continentes.

Ese p-valor puede asumirse como evidencia de que no todas las medias son iguales, por lo tanto, los resultados evidencian que hay una diferencia en el valor medio Global COVID19tourism Index entre uno o más de los cinco continentes.

Una vez llegado a este nivel de resultados, cabe preguntarse acerca de si el citado índice difiere en todos los continentes o si es el mismo, siendo ésta la lógica bajo la cual se planteó la hipótesis general del presente estudio (H1). Se parte del criterio de que cuando se comparan las medias de los cinco continentes, indicándose si al menos un par de medias es significativamente diferente, pero inicialmente no se puede indicar qué par.

Es decir, luego de conocerse que los grupos de países que conforman los continentes tienen diferencias entre el valor medio de ellos, es necesario responder a la pregunta que surge respecto a si hay diferencias entre las comparaciones por parejas entre ellos y la respuesta lo brindan las pruebas post hoc.

Existen diversas pruebas post hoc, para lo cual se seleccionó la prueba de Tukey, que posibilitó las comparaciones que se muestran en la Tabla 5, en la que de acuerdo con el p-valor (menor a 0,05) se perciben diferencias entre África y Europa; América y Europa; Asia y Europa; así como Oceanía y Europa, por lo que se evidencia, que quien realmente tiene diferencias significativas con el resto de los continentes es específicamente Europa.

Tukey hace uso del estadístico del rango estudentizado para efectuar la totalidad de los cotejos por pares entre los diferentes grupos. Para ello crea tanto la tasa de error por experimento como la tasa de error para el conjunto de todas las comparaciones pareadas.

De acuerdo a lo mostrado en la Tabla 6, la prueba Scheffé indica que las únicas diferencias existentes son las correspondientes al grupo Europa al compararse con América, Asia y Oceanía, donde hay diferencias estadísticamente significativas. Por ello, el resultado de Scheffé es muy similar al de Tukey, dado que la única diferencia es la comparación de Europa con África, donde según Tukey, es estadísticamente significativa (p-valor de 0,026), mientras que Scheffé lo indica como no estadísticamente significativa (p-valor de 0,066), aunque se acerca a la significancia requerida.

Scheffé efectúa comparaciones múltiples conjuntas por pares para todos los dúos de combinaciones de las medias posibles. Para ello utiliza la distribución muestral F y resulta valiosa para examinar todas las combinaciones lineales de grupos de medias posibles, es decir, no únicamente las comparaciones por parejas.

Respecto a las pruebas post hoc, es válido resaltar que en la prueba ANOVA los contrastes de hipótesis siempre son bilaterales o de dos colas, pues se comprueba si las muestras

difieren respecto a sus medias y no específicamente si una muestra tiene una media superior o inferior que otra por separado. Por ende, si se rechaza la hipótesis nula se desconoce entre qué grupos están las diferencias de las medias, por lo que primeramente se obtiene un contraste de hipótesis global conocido como hipótesis ómnibus, completa o total, pues compara todas las medias de los grupos, por lo que la hipótesis nula total confirma que no existen diferencias entre las medias de los grupos, por lo cual se utilizan las pruebas post hoc para hacer comparaciones por pares y tener entonces un contraste de hipótesis parcial.

Los autores señalan que no conocen estudios similares que apliquen la prueba paramétrica ANOVA de un factor, en la comparación entre los cinco continentes, respecto al Global COVID19tourism Index.

Limitaciones del estudio

Aunque en la prueba de ANOVA de un factor, no necesariamente los grupos deben tener el mismo tamaño, tampoco se recomienda que tengan diferencias muy significativas, pero en este caso se decidió utilizar también el caso de Oceanía, que solo representó el 3% de la población de estudio, para completar el 100% de la población que cumplió el criterio de inclusión.

Conflicto de intereses

Los autores expresan no tener conflicto de interés respecto al tema desarrollado en este artículo.

Financiación

No fue necesario acudir a convocatorias o fuentes de financiación externa para el desarrollo de este estudio.

CONCLUSIONES

Se demostró que existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los cinco continentes en el Global COVID19tourism Index, evidenciándose que quien se diferencia del resto de los continentes es específicamente Europa.

El estudio revela que la mayor homogeneidad de nivel de recuperación del turismo se aprecia en el continente europeo y la menor en Oceanía, con resultados equivalentes en el resto de los continentes.

El análisis de varianza de un factor justificó ser una herramienta estadística válida para conocer la varianza que existe en un factor con respecto a una variable dependiente cuantitativa, mientras que las pruebas de rango post hoc y las comparaciones múltiples por parejas permiten satisfactoriamente determinar qué medias difieren.

El Global COVID19tourism Index es un valioso indicador estadístico para examinar el nivel de depresión del turismo, siendo de interés continuar analizando el mismo, por lo que se sugieren nuevos estudios, que al igual que el presente, determinen posibles diferencias estadísticamente significativas entre las medias de los cinco continentes, pero para cada subíndice.

CASO 4: ESTUDIOS PREDICTIVOS

PREDICCIÓN DE LA DIABETES MELLITUS TIPO 2 EN PACIENTES ADULTOS MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA⁴

RESUMEN

La Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) es una enfermedad asociada a factores de riesgo, caracterizada por gran morbilidad y mortalidad. El objetivo fue predecir la probabilidad de que la población de un Consultorio Médico en Cuba, se enferme de DM2. Fue un estudio de tipo observacional, transversal, retrospectivo y analítico, correspondiente al nivel predictivo, desarrollado en 628 pacientes. Se utilizó la regresión logística binaria, con el apoyo del SPSS 25. Como resultado, se logró predecir la probabilidad de que la población se enferme de DM2. Como conclusión se evidenció que quienes tuvieron la predisposición genética e Hipertensión Arterial presentaron más riesgo de enfermar de DM2, no ocurriendo lo mismo con la edad y el sexo, cuyas relaciones no fueron significativas.

INTRODUCCIÓN

La Diabetes Mellitus (DM) es una enfermedad crónica que puede afectar diversos sistemas de órganos humanos (Perkisas y Vandewoude, 2016) representando un peso económico, para las economías familiares y nacionales, cuadruplicándose la cantidad de adultos mayores que la padecen, a través de la etapa 1980-2014, donde alcanzan los 422 millones de pacientes (Fagherazz y Ravaud, 2019).

En particular, los pacientes que sufren de la Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) pueden desarrollar graves complicaciones que atentan contra su calidad de vida, según la *International Diabetes Federation* (2019).

En concordancia con la Asociación Americana de Diabetes (2018), la DM2 es causada por una pérdida sistemática de la secreción de insulina de células β , con frecuencia en lo relativo a la resistencia a la insulina, de acuerdo con Sánchez, Vega, Gómez, y Vilema (2020).

Ante esta enfermedad, se requieren estudios soportados en herramientas estadísticas que ayuden a predecir la misma, entre las que se encuentra la regresión logística, que surge en la década de los años 60 del siglo XX, a partir de los estudios de Cornfield, Gordon y Smith (1961) y posteriormente Walter y Duncan la utilizan tal como se le conoce hoy. Representa un método estadístico que posibilita crear modelos cuya variable respuesta sea cualitativa, definiendo la probabilidad de corresponder a una clase como una función de distribución logística (Robles-Velasco, Cortés, Muñuzuri, y Barbadilla-Martín, 2020).

Concordando con Berlanga-Silvente, y Vilà-Baños (2014), los modelos de regresión logística posibilitan conocer la relación existente entre una variable dependiente, específicamente cualitativa dicotómica (regresión logística binomial o binaria) y diversas variables explicativas independientes, conocidas como covariables, pudiendo ser éstas cuantitativas o cualitativas, aunque igualmente se puede analizar a una variable dependiente de tipo cualitativa con más de dos valores, conociéndose entonces como regresión logística multinomial.

Como antecedentes del presente estudio, en el cual se encuentra un nexo significativo entre la práctica médica y la estadística (Berea, Rivas, Pérez, Palacios, Moreno, y Talavera, 2014), se encuentran varias investigaciones, entre las que se pueden mencionar a la propuesta de un modelo predictivo del posible desarrollo de la DM postrasplante renal (Borroto y Rodríguez, 2009); el estudio predictivo para el padecimiento de pie diabético en pacientes con DM2 (López, Yanes, Suárez, Avello, Gutiérrez, y Alvarado, 2016); así como otro estudio que detalla los posibles escenarios sobre la evolución futura de la prevalencia de la DM (Docampo y López, 2018).

El problema de investigación afrontado en el presente estudio es: ¿Cómo predecir la DM2 en pacientes adultos? Para solucionar el problema, se utiliza la regresión logística binaria como herramienta estadística que permite predecir la DM2, en este caso en una población de estudio conformada por 628 pacientes de un Consultorio Médico en Matanzas, Cuba.

Las hipótesis de trabajo fueron: (1) La variable Hipertensión Arterial (HTA) si está asociada a la DM2, y (2) La variable predisposición genética si está asociadas a la DM2.

Los métodos y procedimientos que se utilizan se alinean con los estándares éticos de la Declaración de Helsinki de 1975, revisada en 1983. Además, el estudio se soporta con el acuerdo de confidencialidad con cada paciente estudiado, donde se considera, además, su consentimiento informado.

DESARROLLO

MÉTODO

Taxonomía de la investigación

Fue un estudio desarrollado en diciembre de 2015, de tipo observacional (no se realizó

ninguna intervención en la población de estudio); transversal (todas las variables fueron medidas en una sola ocasión); retrospectivo (los datos se tomaron de las historias clínicas de los pacientes); y analítico (el análisis estadístico fue multivariado), correspondiente al nivel predictivo (Supo y Zacarías, 2020).

Variables de estudio

La variable dependiente (endógena) fue la DM2 y las variables independientes (exógenas) fueron, la edad, el sexo, la HTA, y la predisposición genética.

En el Cuadro 1 se muestra la operacionalización de estas variables de estudio.

Cuadro 1. Operacionalización de variables.

Variables	Indicadores	Valor Final	Tipo de variable
Edad	Fecha de nacimiento	Años	Numérica de Razón
Sexo	Caracteres sexuales secundarios	Masculino Femenino	Nominal Dicotómica
HTA	Diagnóstico de hipertenso	Si No	Nominal Dicotómica
	Antecedente familiar de diabetes	Si No	Nominal Dicotómica
Variable dependiente	Indicador	Valor Final	Escala
DM2	Diagnóstico de DM2	Si No	Nominal Dicotómica

Fuente: elaboración propia.

Se intentó confirmar que las variables edad y sexo no están asociadas de forma estadísticamente significativa, a la DM2, por lo que no fue necesario partir de una hipótesis del investigador (H1), al coincidirse en este caso con el criterio H0 que apoyaría la independencia entre las variables. Paralelamente se pretendió demostrar que las variables HTA y predisposición genética si están asociadas a la DM2.

Se partió del planteamiento de las hipótesis siguientes:

- H_1 : La variable HTA si está asociadas a la DM2.
- H_2 : La variable predisposición genética si está asociadas a la DM2.

Se consultaron las historias clínicas de todos los pacientes estudiados (confeccionadas por la autora principal de este estudio, lo cual disminuyó el sesgo) y se elaboró un protocolo

consensuado que contuvo las variables mostradas en el Cuadro 1. Las mismas se conceptualizaron de la forma siguiente:

- Edad: se contabilizó la edad cronológica (cifra de años vividos) en números exactos, o sea, sin redondearlos.
- Sexo: se catalogaron a los pacientes según sus características fisiológicas y biológicas en Masculino y Femenino.
- HTA: en concordancia a lo registrado en las historias clínicas, se tomaron mediciones dos días diferentes y en ambas lecturas la tensión sistólica fue superior o igual a 140 mmHg y la diastólica superior o igual a 90 mmHg, de acuerdo con la OMS, 2019.
- Predisposición genética: se conceptualizó como pacientes con herencia de DM2 a los que tuvieron antecedentes de esta enfermedad en su familia de primer grado (padre y madre) y familia de segundo grado (abuelos paternos y maternos), según los registros de las historias clínicas.
- DM2: síndrome heterogéneo producido por la interacción genético-ambiental y caracterizado por una hiperglucemia crónica, como consecuencia de deficiencias en la secreción o acción de la insulina, que crea complicaciones agudas.

Población de estudio

La población de estudio estuvo conformada por 628 pacientes adultos de un Consultorio Médico del Policlínico “Carlos Verdugo”, en el Reparto “Camilo Cienfuegos”, ciudad de Matanzas, Cuba.

Criterios de inclusión

Se incluyeron a los adultos mayores (65 años o más) que padecían de DM2 en el instante en que se efectuó el estudio y que dieran su consentimiento informado para participar en el mismo.

El 100% de ellos estuvo de acuerdo con participar en el estudio, por lo que no fue necesario calcular una muestra.

Análisis estadístico

Los datos fueron examinados con el uso del paquete de software IBM SPSS Statistics (v. 25.0, Edición de 64 bits), utilizándose previamente Microsoft Excel 2019, para la creación de una base de datos que incluyera toda la información estadística del estudio.

Para el tratamiento estadístico, en el caso de la variable edad, de tipo numérica, se dicotomizó a partir del punto de corte de 65 años, convirtiéndose así en variable nominal dicotómica, teniendo en cuenta el criterio de que con 65 años de edad se entra en la categoría de adulto mayor, por lo cual la clasificación de la edad quedó como adulto mayor o no adulto mayor.

Existen diversos modelos que son predictivos que lo que analizan son predictores de la enfermedad, que presentan otros estadísticos, pero en este estudio, se utilizó un modelo explicativo, es decir, se trabajó con una variable dependiente (endógena), en este caso tener una enfermedad (DM2) a la que se les estudiaron los factores (variable exógena) que afectan a tener la misma (edad, sexo, HTA y predisposición genética).

Ética y consentimiento informado

El estudio no implicó daños a los pacientes, cuyos identificadores individuales fueron omitidos de los archivos, para proteger la confidencialidad.

RESULTADOS

La edad promedio del total de pacientes estudiados fue de 69,70 años, oscilando la misma entre 61 y 93 años (DE 5,764). Del total de 628 pacientes (430 mujeres y 198 hombres), solo 128 (20.4%) no eran adultos mayores y los otros 500 (79.6%) si lo eran, al poseer 65 o más años de edad.

En la Tabla 1 se expone el análisis estadístico bivariado para las variables que no están en la ecuación.

Tabla 1. Análisis estadístico bivariado (Variables que no están en la ecuación).

Variables	Puntuación	gl	Sig.
Sexo	2,145	1	0,143
Predisposición genética	228,906	1	0,000
HTA	393,212	1	0,000
Edad	0,116	1	0,733
Estadísticos globales	424,988	4	0,000

Fuente: elaboración propia.

En la Tabla 2 se aprecia el análisis multivariado para las variables en la ecuación.

Tabla 2. Análisis multivariado (Variables en la ecuación).

Variables		Error estándar o típico del coeficiente B	Chi Cuadrado de Wald	gl	Sig.	Exponente B
Sexo	-0,286	0,305	0,880	1	0,348	0,751
Predisposición genética	2,481	0,325	58,142	1	0,000	11,951
HTA	4,103	0,308	177,385	1	0,000	60,498
Edad	0,477	0,356	1,788	1	0,181	1,611
Constante	-3,351	0,396	71,415	1	0,000	0,035

Fuente: elaboración propia.

La Tabla 3 hace un resumen del modelo planteado. La R cuadrado de Cox y Snell representa un coeficiente de determinación generalizado válido para estimar la proporción de varianza de la variable dependiente, explicada por las variables predictoras (independientes). Tiene un valor máximo inferior a 1, inclusive para un modelo “perfecto”. Se fundamenta en la comparación del log de la verosimilitud (LL) para el modelo en relación al LL para un modelo de línea base. Sus valores fluctúan entre 0 y 1.

Por su parte, la R cuadrado de Nagelkerke representa una versión corregida de la R cuadrado de Cox y Snell, pues corrige la escala del estadístico para cubrir el rango completo de 0 a 1.

Tabla 3. Resumen del modelo.

Logaritmo de la verosimilitud -2 332, 358a	R cuadrado de Cox y Snell 0,552	R cuadrado de Nagelkerke 0,750

- a. La estimación ha terminado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de 0,001.

Fuente: elaboración propia.

Finalmente, la Tabla 4 expone las pruebas ómnibus de coeficientes del modelo.

Tabla 4. Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo.

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso	504,920	4	0,000
Bloque	504,920		0,000
Modelo	504,920	4	0,000

Fuente: elaboración propia.

DISCUSIÓN

Tanto la hipótesis H_1 : La variable HTA si está asociadas a la DM2; como la hipótesis H_2 : La variable predisposición genética si está asociadas a la DM2 se cumplieron.

De acuerdo con la Tabla 1, algunas de las variables seleccionadas si pueden predecir la enfermedad de la DM2 mediante el modelo de la regresión logística binaria, dado que el p-valor fue menor que 0,05. En este caso se encuentran HTA y predisposición genética.

No obstante, no ocurre lo mismo con las variables edad y sexo, pues su p-valor es mayor que 0,05.

La variable edad, al dicotomizarla, pudo ser utilizada para realizar la prueba de Chi-cuadrado, pero su p-valor no fue significativo a nivel bivariado, al corresponderle un valor de 0,733.

En el caso de la variable sexo, tampoco fue significativa, a nivel bivariado, su relación con la DM2, pues el p-valor fue de 0,143.

La variable HTA si está asociada a la ocurrencia de la enfermedad (p-valor = 0,000), al igual que la variable predisposición genética (p-valor = 0,000).

El coeficiente del modelo de regresión logística binaria (B) pertenece a la estadística predictiva y permitió construir el modelo, que no es más que un algoritmo que ayudó a predecir un resultado en función a las otras variables (Tabla 2). El error típico o estándar permitió calcular el intervalo de confianza.

El Chi-cuadrado de Wald es un Chi Cuadrado muy similar al test de independencia, pero multivariado, es decir, relacionada cada variable independiente con la variable dependiente, considerando las comparaciones, pero teniendo en consideración el resto de las variables, es decir, no exclusivamente comparando de dos en dos, sino de forma multivariada.

El exponente B es similar al Riesgo Relativo (RR), pero en este caso viene siendo un OR multivariado, por lo cual hay similitud con su lectura final.

Los resultados mostrados en la Tabla 2 evidencian que quienes tuvieron la predisposición genética tienen 11,951 veces más riesgo de enfermar de DM2, respecto a los que no tuvieron ese antecedente. Igualmente, se evidenció que quienes tuvieron HTA tienen 60,498 veces más riesgo de enfermar de DM2, respecto a los que no la tuvieron.

De acuerdo con la Tabla 3, el valor de R cuadrado de Cox y Snell (0,552), la DM2 de la población correspondiente al presente estudio, se puede predecir, considerando las variables analizadas, en un 55.2%. Por su parte, en concordancia con el resultado de R cuadrado de Nagelkerke (0,750), la DM2 de la población estudiada, se puede predecir, considerando las variables analizadas, en un 75.0%.

En resumen, puede afirmarse que para saber si las variables incluidas en el análisis predicen o no predicen la DM2, se analizó la prueba del ómnibus (Tabla 4) y su p-valor, que en el presente estudio si fue significativo (p-valor = 0,000) en un 55.2%, según el modelo matemático de R cuadrado de Cox y Snell, y en un 75% de acuerdo con el modelo matemático de R cuadrado de Nagelkerke.

La prueba ómnibus debe ser significativa para poder interpretar el modelo logístico, lo cual ocurre en el presente estudio. El contraste que se hizo con esta prueba fue comprobar que dentro de los coeficientes del modelo al menos hubo uno que no tuvo valor cero, de modo que la variable dependiente está explicada al menos por una variable, pues es evidente que si no hay ninguna variable que explique el modelo, al final solo se explica por una constante y no tendría sentido epidemiológico, en este caso.

La Chi-cuadrado arrojó un valor de 504,920, con 4 grados de libertad y un contraste significativo (p -valor = 0,000).

La comunidad científica internacional se esfuerza por estudiar la DM2 y su predicción, con valiosos aportes de autores que resaltan la importancia de desarrollar esta línea de investigación, como, por ejemplo, (Inoue, Inoue, Matsumoto, y Akimoto, 2012); (García de los Ríos, y Durrutya, 2009); y (Tuomilehto, Lindström, Hellmich, Lehmacher, Westermeiere, Evers, et al., 2010). No obstante, en el contexto de su predicción, aun son insuficientes los estudios, pues los profesionales de las ciencias médicas necesitan un sistema de predicción confiable para diagnosticar la DM2 (Saru, y Subashree, 2019).

En el estudio efectuado por (Docampo y López, 2018), se predice mediante el modelo de regresión lineal un incremento de la prevalencia total de diabetes para el año 2025 en torno al 8,5%.

Por su parte, en el año 2015, la Federación Internacional de Diabetes (IDF por sus siglas en inglés) estima una alarmante cifra de 415 millones de personas con DM, con un dramático pronóstico de incremento en los años venideros hasta llegar a 642 millones en el año 2040, a pesar que 192 millones de personas con DM (46,5 %) no han sido diagnosticados todavía.

Esta situación evidencia la necesidad de continuar realizando estudios sobre pronósticos de la DM para estar prevenidos ante este síndrome heterogéneo y así poder accionar ante el mismo.

De acuerdo con Medina et al., (2002), múltiples fenómenos se han analizado relacionando variables a través del tiempo, como la política y la economía, entre otros, pero los autores del presente estudio consideran que aún se requieren muchos más estudios del nivel predictivo en el campo de las ciencias médicas, dado que gran parte de sus investigaciones y las decisiones clínicas asociadas a este sector, se apoyan en análisis estadísticos como el presente (Lam, 2018), donde independiente al nivel de predicción, la simple intención de precisar escenarios de actuación futura en la toma de decisiones médicas, posibilita prevenir cualquier evolución del paciente (Vega y Comas, 2017).

Limitaciones de este estudio

Como limitaciones del estudio, puede mencionarse que en esta ocasión no se tienen en cuenta otras variables independientes (exógenas) que también los antecedentes investigativos evidencian su asociación con la DM2, como, por ejemplo: enfermedad isquémica coronaria o vascular de origen aterosclerótico; bajo peso al nacer o macrosomía; sedentarismo; tabaquismo; obesidad; alcoholismo; entre otras.

Conflicto de intereses

Los autores expresan no tener conflicto de interés respecto al tema desarrollado en este estudio.

Financiación

No fue necesario acudir a convocatorias o fuentes de financiación externa para el desarrollo de este estudio.

CONCLUSIONES

Se logró predecir la probabilidad de que la población de un Consultorio Médico en Matanzas, Cuba, se enferme de DM2, evidenciándose que quienes tuvieron la predisposición genética y la HTA tuvieron más riesgo de enfermar de DM2, respecto a los que no la tuvieron, por lo que se cumplieron las hipótesis de los investigadores (H1 y H2).

En las variables edad y sexo, sus relaciones con la DM2 no fueron significativas, a nivel bivariado.

La regresión logística binaria, más que una prueba estadística es una técnica estadística que posibilita encontrar el riesgo multivariado y la significancia estadística multivariada que pueda orientar la investigación en búsqueda de la verdadera causa de la enfermedad a nivel explicativo o también para predecir la ocurrencia de la enfermedad en los estudios de nivel predictivo.

Se evidenció que la regresión logística es muy útil en su aplicación a distintas esferas de la investigación dentro del campo de las ciencias médicas cuando se requiere definir el efecto de un grupo de variables, estimadas potencialmente influyentes, sobre la ocurrencia de un proceso específico.

CASO 5: ESTUDIO DE CASOS Y CONTROLES

Estudio de casos y controles sobre factores de riesgo de Diabetes Mellitus tipo 2 en adultos mayores⁵

RESUMEN:

La Diabetes Mellitus tipo 2 (DM2) es una enfermedad con elevada morbilidad y mortalidad, asociada a factores de riesgo. El objetivo del estudio fue analizar el Sobrepeso u Obesidad, la Dieta y el Tabaquismo como factores de riesgo en adultos mayores de un Consultorio

⁵ El presente caso es tomado de la ponencia presentada en el III Congreso Internacional de Investigación e Innovación Universitaria, celebrado en UNIANDÉS Quevedo, Ecuador del 19 al 21 de junio de 2020.

Médico en Matanzas, Cuba. Se efectuó un estudio observacional, transversal, analítico y retrospectivo de tipo caso-control en 628 pacientes, obteniéndose los OR mediante análisis bivariado para un nivel de significancia del 95%. Se obtuvo que los factores de riesgo Dieta y Tabaquismo se asocian a la mayor ocurrencia de la DM2, por lo que se concluyó que se les consideran factores de riesgo, mientras que con el Sobrepeso u Obesidad la asociación no es estadísticamente significativa.

INTRODUCCIÓN

La Diabetes Mellitus (DM) representa un serio peligro para la salud universal, sin distinciones del estado socioeconómico de las personas, de los países de residencia, del sexo o de la raza.

Los diabéticos tienen el riesgo de desarrollar complicaciones peligrosas que son potencialmente letales, lo cual conduce a una progresiva necesidad de cuidados médicos, una disminución en la calidad de vida de los pacientes y un considerable estrés en el contexto familiar (International Diabetes Federation, 2019)

La DM es una enfermedad crónica y una condición potencialmente incapacitante que puede afectar múltiples sistemas de órganos (Perkisas & Vandewoude, 2016) y se presenta como una carga económica, tanto en el cuidado de la salud global como en la economía mundial, incrementándose en cuatro veces el número de adultos mayores con esta enfermedad, durante el período 1980-2014, llegando a totalizar 422 millones de pacientes (Fagherazz & Ravaud, 2019), cifra que en el año 2019 sobrepasa los 463 millones en el grupo de edad de 20 a 79 años, pronosticándose que en el 2045 llegue a 700 millones (International Diabetes Federation, 2019)

Según (OPS, 2017), aproximadamente 62 millones de adultos tenían DM tipo 2 (DM2) en el año 2014 en las Américas, de los cuales murieron 305.000 por esta enfermedad, lo cual manifiesta la importancia de esta patología.

En el caso de Cuba, país donde se efectuó el presente estudio, la DM representa la octava causa de muerte y adicionalmente constituye un factor de riesgo significativo para las enfermedades que ocupan los primeros lugares en la lista definida según el Anuario Estadístico de Salud 2018 (MINSAP, 2019)

La figura 1 evidencia el avance de la DM en el mundo (2015-2040), mostrando la estimación de la cantidad de personas comprendidas entre 20 y 79 años por regiones, observándose que en todas se prevé un incremento notable.

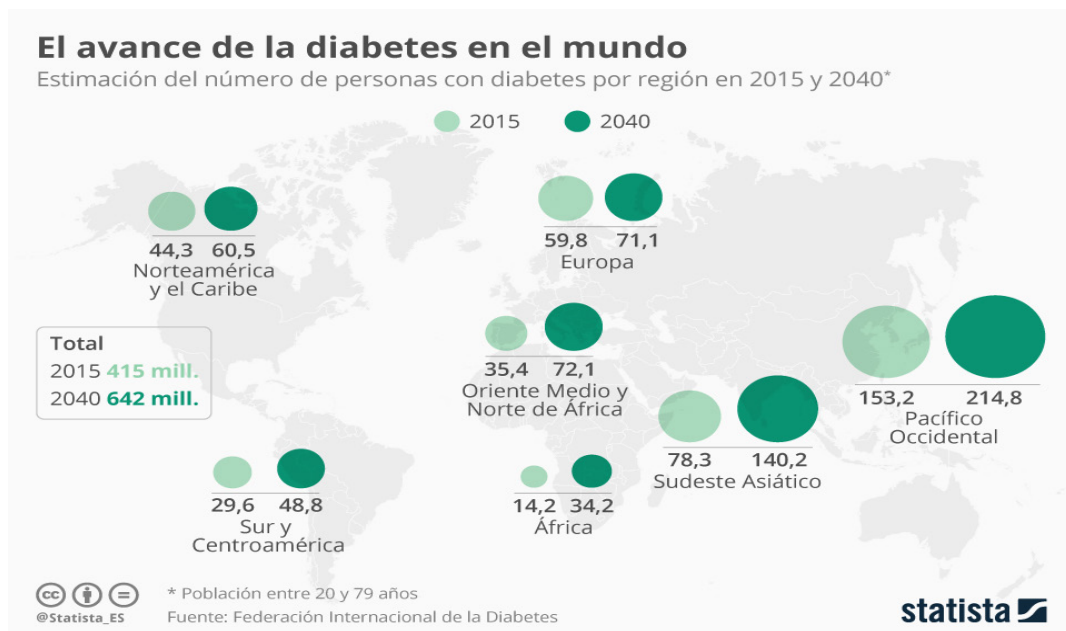


Figura 1: Progreso de la DM en el mundo (2015-2040)

Fuente: (Statista, 2016)

De acuerdo con (Asociación Americana de Diabetes, 2018) la DM se puede clasificar en las categorías generales siguientes:

- Diabetes tipo 1 (ocasionada por la destrucción autoinmune de las células β , que comúnmente conlleva a una insuficiencia absoluta de insulina)
- DM2 (motivada por una merma continua de la secreción de insulina de células β con frecuencia en lo referente a la resistencia a la insulina)
- Diabetes mellitus gestacional (DMG) (prescrita en el segundo o tercer trimestre del embarazo, no manifestándose con claridad previo a la gestación)
- Tipos específicos de diabetes motivado por otras causas, entre las que se pueden citar, como ejemplos, las enfermedades del páncreas exocrino; los síndromes de diabetes monogénica, y la diabetes inducida por algunos fármacos o productos químicos.

La DM2 (objeto del presente estudio) representa alrededor del 90% de los casos de diabetes en el mundo, requiriendo una adecuada educación sobre ella en pacientes y familiares, combinándose con la medicación requerida y la adopción de estilos de vida saludables (International Diabetes Federation, 2019)

De acuerdo con (OMS, 2020) en los últimos 30 años, su prevalencia ha crecido considerablemente en países de todos los niveles de ingresos, por lo cual es una problemática que hay que enfrentar.

En concordancia con (Farré Valades & Ruiz Toledo, 2019), el riesgo de padecer DM, tiene implícito una mezcla de factores de riesgo modificables, como, por ejemplo, el Sobrepeso u Obesidad, los patrones dietéticos, la Hipertensión Arterial (HTA), el Sedentarismo y el Tabaquismo, conjuntamente con diversos factores de riesgo no modificables, dentro de los cuales se distinguen la raza, la genética y la edad. Algunos de estos factores de riesgo son analizados en el presente estudio.

El problema aquí abordado es: ¿Cómo analizar el Sobrepeso u Obesidad, la Dieta y el Tabaquismo, como factores de riesgo en la DM2 en adultos mayores (60 años o más) de un Consultorio Médico del Policlínico “Carlos Verdugo” en Matanzas, ¿Cuba?

Entre las herramientas que ayudan a enfrentar el citado problema se encuentra el Odds Ratio (OR), que es una definición con amplio reconocimiento en el campo de la investigación biomédica y se conoce también como razón de productos cruzados o razón de momios, entre otras definiciones que tiene su origen en el idioma inglés. (Aedo, Pavlov y Clavero, 2010)

El OR es una medida que puede relacionar la asociación entre el factor de riesgo y la DM2, pues desde el punto de vista matemático representa un cociente entre dos odds, los cuales constituyen una manera de formular la posibilidad de ocurrencia de un evento de interés o de presencia de una exposición, o sea, son «un cociente entre el número de eventos y el número de <no eventos> y permiten exponer los resultados de investigaciones transversales y retrospectivas (Cerdeira, Vera, & Rada, 2013), como es el caso del presente estudio.

En este contexto, el objetivo de esta investigación es analizar el Sobrepeso u Obesidad, la Dieta y el Tabaquismo como factores de riesgo en la DM tipo 2 en adultos mayores de un Consultorio Médico del Policlínico “Carlos Verdugo” en Matanzas, Cuba.

DESARROLLO

MÉTODO

Se realizó un estudio con diseño observacional (no se realizó ninguna intervención en la población de estudio), transversal, analítico (se buscó establecer asociaciones con un fondo causal entre los factores de riesgo estudiados y la DM2) y retrospectivo (se partió de la población que tenía DM2 y se estudiaron las posibles exposiciones que tuvo antes de desarrollarla) de 242 (38.5%) historias clínicas de pacientes diagnosticados de DM2 (grupo casos) y 386 (61.5%) historias clínicas para el grupo control.

Fue un estudio del nivel relacional, cuyo período se extendió desde enero de 2014 hasta diciembre de 2015.

El diagnóstico fue establecido por parte de los cuatro integrantes del Grupo Básico de Trabajo del Consultorio Médico objeto de estudio: (1) Doctora en Medicina (Especialista en Medicina General Integral y Máster en Longevidad Satisfactoria); (2) Licenciada en Enfermería; (3) Psicóloga; (4) Trabajadora Social, quienes revisaron retrospectivamente las historias clínicas de todos los pacientes estudiados (elaboradas por la autora principal de este estudio, lo cual reduce el sesgo) y elaboraron un protocolo consensuado que incluyó como variable dependiente a la DM2 y como variable independiente o de la exposición de interés a los factores de riesgo: Sobrepeso u Obesidad, Dieta y Tabaquismo. Además, se calcularon estadísticas descriptivas de las variables demográficas (Edad, Sexo y Raza), tanto para el grupo casos como para el grupo control.

Todos los factores de riesgo estudiados han sido reconocidos como tal en la literatura científica analizada, entre otros factores no estudiados en esta investigación.

El diagnóstico de las variables analizadas se basó en el mismo criterio de selección para los casos y los controles y se apoyó en fuentes de información secundarias (revisión de historias clínicas), las que habían sido confeccionadas antes del presente estudio, a partir de mediciones y entrevistas con los pacientes, estableciéndose a través de los criterios siguientes:

- **Variable dependiente:**

- 1) **DM2 (variable de estudio):** conceptualizada como síndrome heterogéneo ocasionado por la interacción genético-ambiental y distinguido por una hiperglucemia crónica, como resultado de deficiencias en la secreción o acción de la insulina, que genera complicaciones agudas.

Se revisaron las historias clínicas donde se identificaba a los pacientes con DM2, a partir del resultado del examen de laboratorio con Glucemia en ayunas: 7 mmol/L o más (126 mg/dL), coincidiendo con los criterios de la Asociación Americana de Diabetes y del Comité Asesor de la Organización Mundial de la Salud (OMS).

- **Variable independiente (Factores de Riesgo):**

- 1) **Sobrepeso u Obesidad:** conceptualizados, en el caso de los adultos, según los criterios de la OMS definiéndose el sobrepeso y la obesidad como se indica a continuación (OMS, 2020):
 - ✓ Sobrepeso: Índice de Masa Corporal (IMC) igual o superior a 25.
 - ✓ Obesidad: IMC igual o superior a 30.

Se revisaron las historias clínicas donde se identificaba el IMC de cada paciente.

- 2) **Dieta:** la información recogida en las historias clínicas sobre la Dieta se obtuvo mediante una entrevista semicuantitativa sobre la frecuencia de consumo de alimentos, estructurada por ocasiones de ingesta. Mediante la misma el Grupo Básico de Trabajo consideró diversos aspectos que analizados integralmente permitieron definir si cada paciente tenía una dieta saludable o no. Entre estos aspectos se consideraron los siguientes: que las grasas no deberían superar el 30% de la ingesta calórica total; limitar el consumo de azúcar libre a una cifra inferior al 10% de la ingesta calórica total; consumo de sal inferior a 5 gramos por día; consumo sistemático de frutas, verduras, legumbres, frutos secos y cereales integrales, entre otros, recomendados por la OMS (OMS, 2018)
- 3) **Tabaquismo:** se conceptualizó el tabaquismo como la adicción al tabaco, estimulada especialmente por la nicotina; cuya acción de dicha sustancia acaba condicionando el abuso de su consumo.

Las historias clínicas tenían registrados los resultados de entrevistas individuales con los pacientes identificados como dependientes a la nicotina, considerando como tal a los que presentaron tres de las siguientes características evaluadas, considerándose los últimos 12 meses de consumo: (a) tolerancia; (b) síntomas de abstinencia; (c) deseo persistente de fumar; (d) un gasto de tiempo considerable consumiendo u obteniendo el tabaco y (e) seguir fumando a pesar de conocer los riesgos para la salud; en concordancia con (Teixeira, Andrés-Pueyo, y Álvarez, 2005)

Variables demográficas

- 1) **Edad:** se registró la edad cronológica (número de años vivido) en números enteros sin redondear los mismos.
- 2) **Sexo:** se clasificaron a los pacientes de acuerdo a sus características biológicas y fisiológicas en Hombre (H) y Mujer (M).
- 3) **Raza:** los autores reconocen que diversos grupos raciales muestran diferencias fisiológicas en sus respuestas a la insulina y acumulación de grasas, lo que manifiesta diferencias biológicas codificadas en genes (Curry, 2017), no obstante, en el presente estudio no se analizó como factor de riesgo y se muestra como variable demográfica para los pacientes estudiados, los cuales se clasificaron en raza blanca, raza negra y raza mestiza.

Aspectos éticos

El 100% de los pacientes seleccionados dieron su consentimiento para el estudio y participaron íntegramente en el mismo, siendo identificados mediante un código, conocido

exclusivamente por los investigadores. Los procedimientos de aplicación y el estudio fueron aprobados por el Comité de Ética del Policlínico “Carlos Verdugo”.

El estudio no representó daños a los pacientes y los identificadores particulares fueron omitidos de los archivos, con vistas a proteger la confidencialidad.

Criterios de inclusión

En el grupo casos se incluyó a los pacientes del Consultorio Médico objeto de estudio, que eran adultos mayores (60 años o más) y padecían de DM2 en el momento en que se realizó el estudio, mientras que en el grupo control se incluyó al resto de los pacientes adultos mayores del mismo Consultorio Médico, pero que no presentaban DM2.

El 100% de los que cumplieron estos criterios dentro de la población estudiada estuvieron de acuerdo con participar en el estudio, por lo cual no fue necesario calcular la muestra.

Criterios de exclusión

Se excluyó a los pacientes del Consultorio Médico que no eran adultos mayores.

Análisis estadístico

Se calculó la fuerza de asociación entre la variable dependiente (DM2) y los tres factores de riesgo estudiados en un estudio de casos y controles, considerándose un intervalo de confianza al 95% (IC 95%) y diferencias estadísticamente significativas aquellas con $p < 0,05$.

Se empleó la razón de productos cruzados (OR) para confirmar la asociación entre los factores de riesgo y la DM2.

El Odds ratio (OR), su error estándar y el intervalo de confianza del 95% se calcularon según (Altman, 1991)

El Odds de exposición de los casos se calculó dividiendo los casos expuestos entre los casos no expuestos. El Odds de exposición de los controles se obtuvo dividiendo los controles expuestos entre los controles no expuestos. La división del Odds de casos entre el Odds de controles permitió obtener el Odds ratio (OR), el cual indicó la probabilidad de que una persona con DM2 (caso) haya estado expuesta al factor de riesgo, en relación a la probabilidad de que una persona sana (control) lo haya estado (Palacios, 2019)

Los datos fueron analizados utilizando el paquete de software IBM SPSS Statistics (v. 25.0, Edición de 64 bits), auxiliándose del Microsoft Excel 2016, mediante el cual se creó previamente una base de datos con todos los datos relacionado con el estudio.

RESULTADOS

La edad promedio del total estudiado fue de 69,70 años (siendo 68,62 años para el grupo estudio y 70,13 años para el grupo control). La distribución por sexo y raza, para ambos grupos, se muestran en la Tabla 1.

El resultado obtenido en la asociación entre DM2 y los tres factores de riesgo se exponen desde la Tabla 2 hasta la Tabla 4.

En la Tabla 5 se resumen las asociaciones obtenidas entre la DM2 y los tres factores de riesgo, ordenadas por el valor del OR, de forma descendiente.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de las variables demográficas

Raza	Sexo Hombre			Sexo Mujer			Total		
	Estudio	Control	Total	Estudio	Control	Total	Estudio	Control	Total
Blanca	63	35	98	119	135	254	182 (73,0 %)	170 (44,6%)	352
Negra	5	33	38	29	60	89	34 (13,8%)	93 (24,4%)	127
Mestiza	13	49	62	18	69	87	31 (12,5%)	118 (31,0%)	149
Total	81 32,8%	117 30,7%	198	166 67,2%	264 69,3%	430	247	381	628 100%

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Asociación entre DM2 y Sobrepeso u Obesidad

		Sobrepeso u Obesidad		
DM2		No Obeso	Obeso	Total
No DM2	N	359	27	386
	%	93,0	7,0	100
DM2	N	25	217	242
	%	10,3	89,7	100
TOTAL		384	244	628
OR			1,5661= 1,57	
Intervalo de Confianza (IC) al 95%			0,9516 a 2,5775	
Probabilidad (OR/OR+1)			61,03%	
Estadístico Z			1,765	
Nivel de Significancia (Prueba de Chi ²)			P = 0,0776	

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Asociación entre DM2 y Dieta

		Dieta		
DM2		Buena Dieta	Mala Dieta	Total
No DM2	N	354	32	386
	%	92,7	7,3	100
DM2	N	28	214	242
	%	13,0	87,0	100
TOTAL		382	246	628
OR			84,55	
Intervalo de Confianza (IC) al 95%			49,5258 a 144,3401	
Probabilidad (OR/OR+1)			98,83%	
Estadístico Z			16,261	
Nivel de Significancia			P <0,0001	

Fuente: elaboración propia.

Tabla 4. Asociación entre DM2 y Tabaquismo

		Tabaquismo		
DM2		No Tabaquismo	Si Tabaquismo	Total
No DM2	N	347	39	
	%	74,9	23,6	100
DM2	N	116	126	
	%	25,1	76,4	100
TOTAL		463	165	628
OR			9,66	
Intervalo de Confianza (IC) al 95%			6,3745 a 14,6524	
Probabilidad (OR/OR+1)			90,62%	
Estadístico Z			10,684	
Nivel de Significancia			P<0,0001	

Fuente: elaboración propia.

Tabla 5. Resumen de los niveles de asociación entre la DM2 y los factores de riesgo

Asociación	OR	IC 95%	Z	Nivel de Significancia
DM2-Dieta	84,55	49,53-144,34	16,26	P<0,0001
DM2-Tabaquismo	9,66	6,37-14,65	10,68	P<0,0001
DM2-Sobrepeso u Obesidad	1,57	0,9516 a 2,5775	1,765	P = 0,0776

Fuente: elaboración propia.

DISCUSIÓN

En la Tabla 1 se puede apreciar que, en el total de la población estudiada, predomina la raza blanca 56,1%, correspondiendo el 20,2% a la raza negra y el 23,7% a la raza mestiza.

La raza blanca también predomina en el grupo estudio (73,7%) y en el grupo control (44,6%), aunque en este último la composición étnica está más balanceada.

Respecto al sexo, la Tabla 1 muestra que el grupo estudio está conformado por un 32,8% de hombres y un 67,2% de mujeres, mientras que el grupo control está compuesto por un 30,7% de hombres y un 69,3% de mujeres. Esto evidencia composiciones muy similares respecto a la variable demográfica sexo.

Si a lo anterior se agrega que las edades de los grupos estudio y control son muy similares, se puede destacar que no hay diferencias significativas en cuanto a los grupos de estudio y control, en relación a las variables demográficas edad, sexo y raza.

En el análisis de la asociación entre la DM2 y los factores de riesgo, los OR se calculan a partir del cociente entre el Odds de exposición observada en los casos y el Odds de exposición en el grupo de control; siendo Odds el cociente entre la probabilidad de que el evento suceda frente a la probabilidad de que no ocurra.

A continuación, se analizan las asociaciones de la DM2 con los tres factores de riesgo, en concordancia con lo expuesto desde la Tabla 2 hasta la Tabla 4.

DM2-Sobrepeso u Obesidad

La asociación entre Sobrepeso u Obesidad y DM2 se explica por la resistencia a la insulina. Se fundamenta en un trastorno complicado que se basa en tener una cantidad excesiva de grasa corporal, acrecentando el riesgo de enfermedades y dificultades de salud, como la enfermedad cardíaca, HTA y la DM2, entre otras. (Acosta-Andrade, Solorzano-Solorzano, Bravo-Bonoso, y K., 2019)

De acuerdo a la Tabla 2, la razón entre DM2 y no DM2 es 1,57 veces mayor en los pacientes que tienen Sobrepeso u Obesidad (posibilidad de ocurrencia).

La asociación es positiva (1,57), es decir, que la presencia del Sobrepeso u Obesidad se asocia a la mayor ocurrencia de la DM2, pero considerando que su intervalo de confianza (IC) si incluye al valor 1 (0,9516 a 2,5775), el tipo de asociación no es estadísticamente significativa y por ello no se considera un factor de riesgo.

Los autores consideran que el IC representa el rango en el que se localiza el verdadero valor del OR, posibilitando obtener una buena estimación cuando su valor está próximo a 1.

Respecto a los valores del OR y de sus respectivos IC, los autores consideran los criterios que exponen en la Tabla 6.

Tabla 6. Criterios de valoración de OR

Valor del OR	IC		Significación estadística de la asociación
	Límite inferior	Límite superior	
= 1	1	1	No existe asociación
>1	>1	>1	Significativa (Factor de riesgo)
< 1	< 1	< 1	Significativa (Factor de protección)
>1	< 1	>1	No significativa
< 1	< 1	>1	No significativa

Fuente: elaboración propia.

En concordancia con (Aschner P, 2009), citado por la (Asociación Latinoamericana de Diabetes, 2019), en la población latinoamericana la presencia de obesidad abdominal se asocia significativamente con el desarrollo de la DM, con un OR de 1,63 y 2,86 en hombres y mujeres, respectivamente. Estos resultados son parecidos a los obtenidos en el presente estudio (1,57).

Los pacientes con DM2 deben tener un peso equivalente a un IMC entre 18,5 y 25 kg/m² (Asociación Americana de Diabetes, 2018)

· **DM2-Dieta**

Una dieta saludable favorece la protección de la malnutrición en todas sus manifestaciones, así como de enfermedades no transmisibles, entre ellas la DM2 (OMS, 2018)

La nutrición adecuada se enfoca a favorecer a la normalización de los valores de la glicemia constantemente y a beneficiar la normalización de los valores lipídicos. En este contexto, *“al paciente se le deben indicar el número de calorías por kg de peso que requiere de acuerdo con su nivel de actividad física”*. (Reyes, Pérez, Alfonso, Ramírez, & Jiménez, 2016, págs. 98-121)

De acuerdo con (Pérez & Berenguer, 2015) la dieta representa un aspecto esencial para los diversos grados de disglucemia.

De acuerdo a la Tabla 3, la razón entre DM2 y no DM2 es 84,55 veces mayor en los pacientes que tienen problemas con la Dieta. La asociación es positiva, es decir, que la presencia de la inadecuada Dieta se asocia a la mayor ocurrencia de la DM2, por lo que se le considera un factor de riesgo.

· **DM2-Tabaquismo**

En concordancia con (OMS, 2019), el tabaquismo es una de las principales amenazas para la salud pública mundial, matando a más de 8 millones de personas anualmente, de las que más de 7 millones representan consumidores directos y aproximadamente 1,2 millones son fumadores pasivos.

De acuerdo a la Tabla 4, la razón entre DM2 y no DM2 es 9,66 veces mayor en los pacientes que tienen Tabaquismo. La asociación es positiva, es decir, que la presencia del Tabaquismo se asocia a la mayor ocurrencia de la DM2, por lo que se le considera un factor de riesgo.

De acuerdo con la Tabla 5, el análisis de la asociación entre los factores de riesgo y la DM2 muestra significación estadística en todos los casos, existiendo riesgo de presentar DM2 por presentar cada uno de los factores de riesgo analizados.

Como en ninguna de las asociaciones el resultado de OR es menor a 1, puede decirse que no existe asociación negativa, o sea, todos los factores analizados son de riesgo y no de protección.

El presente estudio permite inferir una relación causal expresada a través de la razón del OR y los intervalos de confianza al 95%. Las fuentes de sesgo, han sido minimizadas para obtener mayor confiabilidad de las inferencias alcanzadas.

La investigación identifica y analiza diversos factores de riesgo extrínsecos o modificables (Tabaquismo, Dieta y Sobrepeso u Obesidad), asociados al desarrollo de la DM2, mostrando el cálculo de las probabilidades para que un paciente presente esta enfermedad, generándose de este modo información útil para la elaboración de estudios posteriores con diseños prospectivos.

De acuerdo con (MINSAP Cuba, 2020), la mayor prevalencia de la DM en Cuba, en el año 2019, alcanza tasas de 250,9 y 165,6 por 1 000 habitantes en los grupos etarios de 60-64 años y 65 y más años respectivamente, con predominio del sexo femenino en ambos casos. Representan cifras elevadas y preocupantes, por lo que resulta importante este tipo de estudios, que permite caracterizar simultáneamente los efectos de varios factores de riesgo de la DM2 en la población estudiada.

La investigación evitó los sesgos de selección ya que se estudió toda la población (claramente definida) sin la necesidad de seleccionar una muestra; evadió los sesgos de información ya que la información se obtuvo de manera similar en los enfermos y en los sanos (seleccionados de la misma fuente poblacional); además de no existir tampoco sesgos de confusión, al no presentarse una variable extraña que explicara toda o parcialmente el resultado aparente de la exposición en estudio o que encubriera una asociación verdadera.

Limitaciones de este estudio

Como limitaciones del estudio, puede señalarse que en esta ocasión no se tienen en cuenta otros factores de riesgo de DM2, como, por ejemplo: bajo peso al nacer o macrosomía; antecedente obstétrico de diabetes gestacional; enfermedad isquémica coronaria o vascular de origen aterosclerótico; nivel de escolaridad; sedentarismo; genética; Hipertensión Arterial (HTA); entre otros.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de interés con relación al tema desarrollado en este artículo.

Financiación

No se acudió a ninguna convocatoria o fuente de financiación externa para la ejecución de este estudio.

CONCLUSIONES

Se analizaron el Sobrepeso u Obesidad, la Dieta y el Tabaquismo como factores de riesgo en la DM2 en adultos mayores de un Consultorio Médico del Policlínico “Carlos Verdugo” en Matanzas, Cuba, utilizando como herramienta estadística el OR, que representa una medida de asociación entre dos variables que muestra la fortaleza de relación entre ellas, siendo una herramienta epidemiológica utilizada en los estudios de casos y controles.

Los factores de riesgo Dieta y Tabaquismo se asocian a la mayor ocurrencia de la DM2, por lo que se concluyó que se les consideran factores de riesgo.

En el caso del factor de riesgo Sobrepeso u Obesidad, la asociación es positiva, es decir, su presencia se asocia a la mayor ocurrencia de la DM2, pero teniendo en cuenta su IC el tipo de asociación no es estadísticamente significativa.

CAPÍTULO 4:

DISEÑO, ALCANCE Y TIPO DE INVESTIGACIÓN

Objetivos del capítulo:

- Caracterizar los diseños de investigación científica
- Definir los alcances de las investigaciones científicas.
- Caracterizar los tipos de investigación.

DISEÑO DE INVESTIGACIÓN

El diseño de investigación representa el momento donde se vinculan las fases conceptuales del proceso con la recogida y análisis de los datos. Posterior al planteamiento del problema científico, de la definición del alcance inicial de la investigación, y de la definición de hipótesis, preguntas científicas o ideas a defender (según sea el caso), se requiere definir una estrategia para conseguir la información necesaria con vistas a responder al planteamiento del problema, lo cual representa el diseño de la investigación (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Los tipos de diseños de investigación se relacionan con cada una de las modalidades paradigmáticas (cuantitativa y cualitativa), reconociéndose para el caso de la modalidad paradigmática cuantitativa, los diseños experimentales y no experimentales.

Tipos de diseños experimentales:

- **Diseño preexperimental:** consiste en diseñar un solo grupo donde la intervención y el grado de control son mínimos. Generalmente es útil como un primer acercamiento al problema de investigación.
- **Diseño experimental puro:** reúnen los requisitos de todo experimento para lograr control y validez, con establecimiento de grupos de comparación para medir intervención de la(s) variable(s) independiente(s) y los efectos en la(s) variable(s) dependientes(s).
- **Diseño cuasi experimental:** hay intervención al menos en una variable independiente para observar efectos en una o más variables dependientes. Los grupos de comparación no se establecen en el transcurso del experimento, están formados con anterioridad.

Tipos de diseños no experimentales:

- **Diseño transversal:** diseños para caracterizar momentos específicos en los fenómenos. Su propósito es recolectar datos, describir variables y analizar incidencia e interrelación en un momento único.
- **Diseño longitudinal:** diseños para valorar evolución en los fenómenos o estudiar tendencias, se examinan cambios a través del tiempo. Se recolectan datos, describir variables y analizar incidencia e interrelación en distintos momentos.

En la Figura 19 se muestra la clasificación de los diseños cuantitativos.

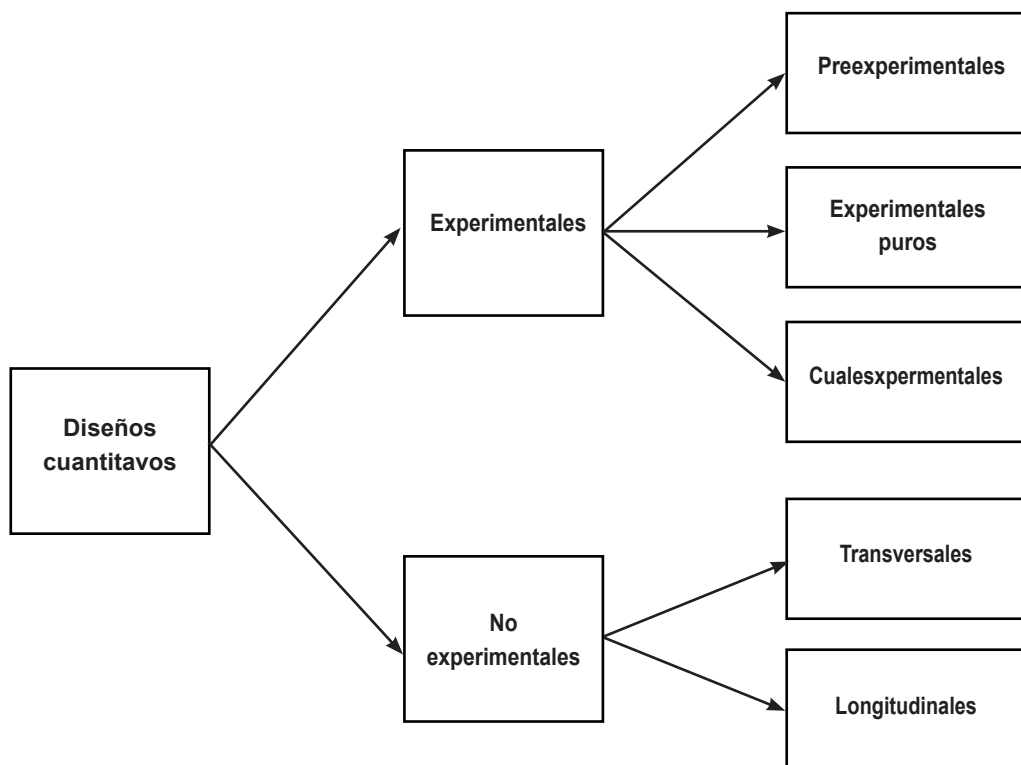


Figura 19. Clasificación de los diseños cuantitativos.

Fuente: (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Para el caso de la modalidad paradigmática cualitativa, entre los principales diseños pueden encontrarse los siguientes:

- **Teoría fundamentada:** son estudios predominantemente teóricos. Su propósito es desarrollar la teoría en base a datos empíricos obtenidos en la propia investigación, más que en estudios previos.
- **Etnográfico:** Implica la descripción e interpretación profundas de un grupo, sistema social o cultural. Se estudian categorías, temas, problemas y patrones referidos a las culturas.
- **Narrativo:** se basa en la recolección de datos sobre historias de vida y experiencias de ciertas personas o grupos para describirlas y analizarlas. Es muy frecuente el trabajo con autobiografías, biografías, entrevistas, artefactos y materiales personales, testimonios, entre otros. Es investigación e intervención a la vez.
- **Investigación-acción:** su finalidad es resolver problemas cotidianos e inmediatos y mejorar prácticas concretas. Como propósito fundamental está aportar información

que guíe la toma de decisiones para programas, procesos y reformas estructurales. La investigación-acción construye el conocimiento por medio de la práctica diaria en la que se desenvuelven los sujetos que son analizados.

ALCANCE DE LA INVESTIGACIÓN

También pueden caracterizarse las investigaciones por su alcance, tal como se muestra en la Figura 20.

Toda línea de investigación comienza con el descubrimiento de un problema y busca la solución al mismo a través de los diferentes niveles de investigación.

1. **Exploratorio:** se plantea cuando se observa un fenómeno que debe ser analizado, por tanto, es fenomenológico; su función es el reconocimiento e identificación de problemas.

Desestima la estadística y los modelos matemáticos, se opone al estudio cuantitativo de los hechos, por ende, es hermenéutico. Se trata de investigación cualitativa.

Niveles de la Investigación Científica



Figura 20. Clasificación de los niveles de investigación.

Fuente: (Supo & Zacarías, 2020).

2. **Descriptivo:** describe fenómenos sociales o clínicos en una circunstancia temporal y geográfica delimitada. Su finalidad es describir o estimar parámetros.

Se describen frecuencias y/o promedios; y se estiman parámetros con intervalos de confianza. Ejemplo: los estudios de frecuencia de la enfermedad: Incidencia y Prevalencia.

3. **Relacional:** son estudios bivariados o que relacionan dos variables, que solo pretenden demostrar dependencia probabilística entre eventos; no son estudios de causa y efecto.

La estadística bivariada incluye la asociación (Chi Cuadrado) y las medidas de asociación; correlación y medidas de correlación (Correlación de Pearson).

4. **Explicativo:** son estudios que pretenden demostrar relaciones de causalidad, donde la estadística es insuficiente para tal fin, requieren cumplir otros criterios de causalidad.

El control estadístico es multivariado a fin de descartar asociaciones aleatorias, casuales o espurias entre la variable independiente y dependiente. Ejemplo: Chi² de Mantel-Haenszel.

5. **Predictivo:** estiman la probabilidad de ocurrencia de eventos generalmente adversos, como la enfermedad o en función al tiempo como el tiempo de vida media.

Se aplican técnicas estadísticas específicas como las ecuaciones estructurales, las series de tiempo, el análisis de supervivencia y todas las predicciones mediante minería de datos.

6. **Aplicativo:** son estudios con intervención para resolver problemas, en el campo de la salud para modificar la historia natural de la enfermedad y reparar el daño.

Las técnicas estadísticas del control de la calidad apuntan a evaluar el éxito de la intervención en cuando a: proceso, resultados e impacto.

TIPOS DE INVESTIGACIÓN

Existe un nexo fuerte entre los tipos de estudio, la posible hipótesis planteada y el diseño de la investigación, tal como se aprecia en la Figura 21.

Estudio	Hipótesis	Posibles diseños
Exploratorio	<ul style="list-style-type: none"> No se establecen, lo que se puede formular son conjeturas iniciales 	<ul style="list-style-type: none"> Transeccional descriptivo Preexperimental
Descriptivo	<ul style="list-style-type: none"> Descriptiva 	<ul style="list-style-type: none"> Preexperimental Transeccional descriptivo
Correlacional	<ul style="list-style-type: none"> Diferencia de grupos sin atribuir causalidad Correlacional 	<ul style="list-style-type: none"> Cuaslexperimental Transeccional correlacional Longitudinal (no experimental) Cuaslexperimental Transeccional correlacional Longitudinal (no experimental)
Explicativo	<ul style="list-style-type: none"> Diferencia de grupos atribuyendo causalidad Causales 	<ul style="list-style-type: none"> Experimental puro Cuaslexperimental, longitudinal y transeccional causal (cuando hay bases para inferir causalidad, un mínimo de control y análisis estadísticos apropiados para relaciones causales) Experimental puro Cuaslexperimental, longitudinal y transeccional causal (cuando hay bases para inferir causalidad, un mínimo de control y análisis estadísticos apropiados para relaciones causales)

Figura 21. Relación entre tipos de estudio, hipótesis y diseño de la investigación.

Fuente: (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Por su parte, de acuerdo con (Supo & Zacarías, 2020), investigaciones se pueden clasificar en cuatro tipos:

1. Según la intervención del investigador:
 - Observacional.
 - Experimental.
2. Según la planificación en la toma de datos:
 - Retrospectivo.
 - Prospectivo.
3. Según el número de ocasiones en que se mide la variable de estudio:
 - Transversal.
 - Longitudinal.
4. Según el número de variables de interés:
 - Descriptivo.
 - Analítico.

A continuación se resume las pruebas estadísticas para examinar variables más utilizadas de acuerdo al tipo de variables.

Tabla 7. Pruebas estadísticas para examinar variables

TIPO DE ANÁLISIS			TIPOS DE VARIABLES	MÉTODOS
Descriptivo. Medidas de posición y tendencia central			Variable numérica	Razón, proporción, tasas
Inferencial	Asociación entre dos variables categóricas	Asociación	Ambas nominales	Coeficientes de asociación - Contingencia de Cramer - Chi - cuadrado - Probabilidad exacta de Fisher - Prueba Q de Cochran - Coeficiente PHI
			Ambas Ordinales	Coeficientes de correlación no paramétricas Prueba de la mediana Prueba U de Mann - Withney Anova de dos clasificaciones de Friedman
			Una nominal y otra ordinal	Chi cuadrado para tendencia lineal Coeficiente de asociación PHI Coeficiente de Cramer
		Concordancia	Ambas nominales	Kappa de Cohen Prueba de McNemar
		Correlación causal	Ambas nominales	Razón de tasas (Rate Ratio) Riesgo Relativo (Relative Risk) Razón de Riesgo (Risk Ratio) Desigualdad Relativa (O.R.)
Inferencial	Asociación entre dos variables numéricas	Asociación	Ambas numéricas	Análisis de Regresión lineal simple: Análisis de correlación Análisis de varianza para regresión

Fuente: elaboración propia

CONCLUSIONES

El presente libro caracteriza a las principales herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica.

A través de sus cuatro capítulos, se exponen los conceptos básicos de estadística aplicada a la investigación; se detallan las principales herramientas estadísticas; se compilan casos prácticos con el uso de herramientas estadísticas; se caracterizan los diseños de investigación científica; se definen los alcances de las investigaciones científicas; y se caracterizan los tipos de investigación.

La obra está escrita en un lenguaje científico, pero no rebuscado, tratando los autores que se convierta en un material de consulta para estudiantes e investigadores, quienes a su vez puedan profundizar en el uso de las principales herramientas estadísticas aplicadas a la investigación científica, mediante el estudio de las valiosas referencias bibliográficas utilizadas en este libro.

Los contenidos están apoyados con suficientes casos, tablas y figuras, que ayudan a comprender los contenidos abordados.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acosta-Andrade, A. D., Solorzano-Solorzano, S. E., Bravo-Bonoso, D. G., & K., J. (2019). Factores de riesgo de obesidad en empleados públicos. Dom. Cien., 5(1). doi: <http://dx.doi.org/10.23857/dom.cien.pocaip.2019.vol.5.n.1.91-117>
- Aedo, M. S., Pavlov, D. S., y Clavero, C. F. (2010). Riesgo relativo y Odds ratio ¿Qué son y cómo se interpretan? Rev. Obstet. Ginecol., 5(1), 51-54. Obtenido de <https://prevencion.umh.es/files/2015/03/riesgo-relativo-y-odds-ratio.pdf>
- Altman, D. G. (1991). Practical Statistics for Medical Research. London: Chapman y Hall.
- American Diabetes Association. (s/a). Type 2 Diabetes Life doesn't end with type 2 diabetes. Obtenido de <https://www.diabetes.org/diabetes/type-2>
- Ariza, E. C. (2005). Factores asociados a control metabólico en pacientes diabéticos tipo 2. Salud Uninorte, 21, 28-40. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=817/81702104>
- Aschner P, R. A. (2009). Association of abdominal adiposity with diabetes and cardiovascular disease in Latin America. J Clin Hypertens, 11, 769-774.
- Asociación Americana de Diabetes. (2018). Estándares de atención médica en diabetes — 2018 abreviado para proveedores de atención primaria. Clinical Diabetes, 1(36), 14-37. doi: <https://doi.org/10.2337/cd17-0119>
- Asociación Latinoamericana de Diabetes. (2019). Guías ALAD sobre el Diagnóstico, Control y Tratamiento de la Diabetes Mellitus Tipo 2 con Medicina Basada en Evidencia Edición 2019. Revista de la ALAD, 14. Obtenido de http://revistaalad.com/guias/5600AX191_guias_alad_2019.pdf
- Aguillo Caño, Isidro F. (January 2021a). Ranking Web de Universidades. Recuperado el 07 de abril de 2021 de https://www.webometrics.info/es/Latin_America_es/Ecuador
- Aguillo Caño, Isidro F. (January 2021b). Ranking Web de Universidades. Recuperado el 05 de abril de 2021 de <http://www.webometrics.info/en/Methodology>
- Alayon Ricardo A., Moncada Diego A., Medina Victor H., y Rodríguez Jorge E. (2020). Estimación de rendimiento académico a través de técnicas para minería de datos. Sistemas, Cibernética e Informática. 17(1), 90-95.
- Anderson, RM., Heesterbeek, H., Klinkenberg D., Hollingsworth, TD. (2020). How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic?

Lancet, 395(10228), 931–934. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30567-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30567-5)

Alialhe (AACHCL). (21 de abril 2020a) ANOVA DE 1 VÍA vídeo 1 de 3. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=iD000olNoxI>

Alialhe (AACHCL). (21 de abril 2020b) ANOVA DE 1 VÍA vídeo 2 de 3. [Archivo de Vídeo]. Youtube <https://www.youtube.com/watch?v=aH7bitGYbDQ>

Alialhe (AACHCL). (21 de abril 2020c) ANOVA DE 1 VÍA vídeo 3 de 3. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=3ge4XuH61Ps>

Alialhe (AACHCL). (6 de octubre 2020d) ANOVA DE 1 VÍA vídeo 3 de 3. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=0gEztV3tAhA>

Alialhe (AACHCL). (7 de abril 2021) Cálculo de la prueba U de Mann Whitney a mano. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=vetDaoj7LhQ>

Asociación Americana de Diabetes. (2018). Estándares de atención médica en diabetes — 2018 abreviado para proveedores de atención primaria. *Clinical Diabetes*, 1(36), 14-37.

Barquera, S., Schillinger, D., Águila, C. A., Rodríguez, L. A., Hernández-Alcaraz, C. y Sepúlveda-Amor, J. (2018). Type 2 Diabetes in People of Mexican Origin: The Need for Collaborative Research and Action on Both Sides of the US-Mexico Border. *Global Health*, 22(14), 84. doi: <https://doi.10.1186/s12992-018-0390-5>

Berea R, Rivas R, Pérez M, Palacios L, Moreno J, Talavera J. Del juicio clínico a la regresión logística múltiple. *Rev Med Inst Mex Seguro Soc*.2014; 52 (2): 192-7.

Berlanga-Silvente, V. y Vilà-Baños, R. (2014). Cómo obtener un Modelo de Regresión Logística Binaria con SPSS. [En línea] REIRE, Revista d’Innovació i Recerca en Educació, 7 (2), 105-118. Accesible en: <http://www.ub.edu/ice/reire.htm>

Borroto Diaz, G., y Rodríguez Pérez, H. (2009). Propuesta de un modelo predictivo del posible desarrollo de la diabetes mellitus postrasplante renal. *Revista Cubana de Medicina*, 48(1), 0-0.

Bobbitt, Z. (10 de diciembre de 2018). *STATOLOGY*. <https://www.statology.org/linear-regression/>

- Bobbitt, Z. (15 de enero de 2020a). *STATOLOGY*. <https://www.statology.org/descriptive-inferential-statistics/>
- Bobbitt, Z. (14 de septiembre de 2020b). *STATOLOGY*. <https://www.statology.org/extraneous-variable/>
- Bobbitt, Z. (4 de mayo de 2020c). *STATOLOGY*. <https://www.statology.org/friedman-test/>
- Bobbitt, Z. (31 de marzo de 2021). *STATOLOGY*. <https://www.statology.org/no-correlation-examples/>
- Brouder, P. (2020). Reset redux: possible evolutionary pathways towards the transformation of tourism in a COVID-19 world. *Tourism Geographies*, 22(3), 484-490. <https://doi.org/10.1080/14616688.2020.1760928>
- Cerda, J., Vera, C., & Rada, G. (2013). Odds ratio: Theoretical and practical issues. *Rev. méd. Chile*, 141(10), 1329-1335. doi: <http://dx.doi.org/10.4067/S0034-98872013001000014>
- Cornfield J, Gordon T, Smith WN. Quantal response curves for experimentally uncontrolled variables. *Bull Int Statist Inst* 1961; 38:97-115.
- Curry, A. (11 de 2017). Diabetes Forecast. Obtenido de Raza y diabetes tipo 2: <http://www.diabetesforecast.org/2017/nov-dec/race-and-type-2-diabetes.html> Consejo de Educación Superior. (11 de abril de 2021). Misión. https://www.ces.gob.ec/?page_id=44
- Dagnino, J. (2014). Coeficiente de correlación lineal de Pearson. *Rev Chil Anest*, 43, 150-153. http://www.sachile.cl/upfiles/revistas/54e63a1a778ff_15_correlacion-2-2014_edit.pdf
- Docampo García, Manuel, y López Rey, María José. (2018). Evolución futura de la diabetes mellitus. Un análisis en el caso español. *Revista Española de Salud Pública*, 92, e201808056. Epub 28 de agosto de 2018. Recuperado en 25 de marzo de 2021, de http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1135-57272018000100424&lng=es&tlng=ES.
- El Tío Estadístico (19 de junio de 2020). Coeficiente de CORRELACIÓN DE SPEARMAN [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=Rg1KbgJlu8g>
- Fagherazz, G., y Ravaud, P. (2019). Digital diabetes: Perspectives for diabetes prevention,

- management and research. *Diabetes & Metabolism*, 2019(45), 322-329. doi: <https://doi.org/10.1016/j.diabet.2018.08.012>
- Farré Valades, J., & Ruiz Toledo, J. (2019). Risk factors for type 2 Diabetes Mellitus and Diabetic foot syndrome. *Eur JPod*, 5(2), 63-74. doi: <https://doi.org/10.17979/ejpod.2019.5.2.5566>
- Ferguson, N., Laydon, D., Nedjati-Gilani, G., et al. (2020). Impact of non-pharmaceutical interventions (NPIs) to reduce COVID-19 mortality and healthcare demand – Spanish translation. *Imperial College London* (16-03-2020). <https://doi.org/10.25561/77482>
- Fernandes, Nuno, Efectos Económicos del Brote de Coronavirus (COVID-19) sobre la Economía Mundial (22 de marzo de 2020). Documento de trabajo de la Escuela de Negocios IESE No. WP-1240-E. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3557504>
- Fontalvo-Herrera, T. J., y Hoz-Granadillo, E. D. L. (2020). Conglomerate method-discriminant analysis-data envelopment analysis to classify and evaluate business efficient. *Entramado*, 16(2), 46-55.
- García de los Ríos MA, Durrutya P. Prevención de la diabetes mellitus tipo 2. *Rev Med Clin Condes*. 2009;20(5):580-7.
- Hernández, J., Espinosa, J., Peñaloza, M., Rodríguez, J., Chacón, J., Toloza, C... & Bermúdez, V. (2018). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones. *Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, 37(5), 587-593. https://www.researchgate.net/publication/331894799_Sobre_el_uso_adecuado_del_coeficiente_de_correlacion_de_Pearson_definicion_propiedades_y_suposiciones
- IDF Diabetes Atlas [homepage en Internet]; IDF, 2015 [citado 6 de abril de 2017]. Disponible en: <http://www.diabetesatlas.org/>
- Inform COVID Risk Index. (17 de abril de 2020). *Results and analysis*. <https://reliefweb.int/sites/reliefweb.int/files/resources/INFORM%20COVID%20Risk%20Index%20V012%20Report.pdf>
- Inoue K, Inoue M, Matsumoto M, Akimoto K. Persistent fasting hyperglycaemia is more predictive of type 2 diabetes than transient fasting hyperglycaemia. *Diab Med*. 2012;29:e75-81.

- International Diabetes Federation. (2019). Atlas de la Diabetes de la FID. Novena edición 2019. Bruselas: FID. Obtenido de https://www.diabetesatlas.org/upload/resources/material/20200302_133352_2406-IDF-ATLAS-SPAN-BOOK.pdf
- Johns Hopkins University & Medicine. (26 de mayo de 2021a). *COVID-19 Dashboard by the Center for Systems Science and Engineering (CSSE) at Johns Hopkins University (JHU)*. <https://coronavirus.jhu.edu/map.html>
- Johns Hopkins University & Medicine. (10 de julio de 2021b). *Cumulative cases over time*. <https://coronavirus.jhu.edu/data/animated-world-map>
- Kakushadze, Z. and Yu, W. (2016b) Factor Models for Cancer Signatures. *Physica A* 462: 527-559. Available online: <http://ssrn.com/abstract=2772458>.
- Kakushadze, Z. and Yu, W. (2017a) How to Combine a Billion Alphas. *Journal of Asset Management* 18(1): 64-80. Available online: <http://ssrn.com/abstract=2739219>.
- Kakushadze, Z. and Yu, W. (2017b) Statistical Risk Models. *The Journal of Investment Strategies* 6(2): 1-40. Available online: <http://ssrn.com/abstract=2732453>.
- Lam Díaz, R. (2018). Importancia de la bioestadística para la investigación en salud. *Revista Cubana de Hematología, Inmunología y Hemoterapia*, 34(3). Recuperado de <http://revhematologia.sld.cu/index.php/hih/article/view/872/804>
- López Fernández, R., Yanes Seijo, R., Suárez Surí, P., Avello Martínez, R., Gutiérrez Escobar, M., & Alvarado Flores, R. (2016). Modelo estadístico predictivo para el padecimiento de pie diabético en pacientes con diabetes mellitus tipo II. *Medisur*, 14(1), 42-52.
- Levy Mangin, Jean Pierre; Varela Mallou, Jesús (2003). *Análisis multivariable para las ciencias sociales*, 1era. ed. Editorial Pearson Educación. Madrid-España. p. 420.
- Marin-Ferrer, M., Vernaccini L., Poljansek, K. Index for Risk Management INFORM Concept and Methodology Report — Version 2017, EUR 28655 EN, <https://10.2760/094023>
- Martínez-Pérez, Martín Agustín. (2017). Agrupación de patrones en series de tiempo usando una red neuronal autoorganizativa (SOM) para el análisis de concentraciones de SO₂. *Revista de Ciencias Ambientales y Recursos Naturales*. 3(7): 16-24.
- Mayorga, J.A., & Vega, V. (2021). Relación entre estilos de apego y estrategias de regulación

- emocional en estudiantes universitarios. *PSICOLOGÍA UNEMI*, 5(9), 46-57. <https://doi.org/10.29076/issn.2602-8379vol5iss9.2021pp46-57p>
- McKibbin, Warwick J. y Fernando, Roshen, The Global Macroeconomic Impacts of COVID-19: Seven Scenarios (2 de marzo de 2020). Documento de trabajo CAMA N° 19/2020. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3547729>
- Medina, A; González, F; Martínez, A; Domínguez, JL; Vega, V; y Nogueira, D. (2002) Técnicas de Análisis Empresariales en la Certeza e Incertidumbre. San Nicolás de Hidalgo. Editorial FEGOSA.
- Minitab 19 Software Estadístico (2021). [Software informático]. Colegio Estatal, PA: Minitab, Inc. (<https://support.minitab.com/es-mx/minitab/19/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/how-to/normality-test/interpret-the-results/all-statistics-and-graphs/>)
- MINSAP. (29 de 05 de 2019). Ministerio de Salud Pública de Cuba. Obtenido de <https://salud.msp.gob.cu/?p=1748>
- MINSAP Cuba. (29 de 05 de 2019). Ministerio de Salud Pública de Cuba. Obtenido de Diabetes: ¿octava causa de muerte en Cuba?: <https://salud.msp.gob.cu/?p=1748>
- MINSAP Cuba. (2020). Anuario Estadístico de Salud 2019. La Habana: Ministerio de Salud Pública de Cuba. Obtenido de <http://files.sld.cu/bvscuba/files/2020/05/Anuario-Electr%C3%B3nico-Espa%C3%B1ol-2019-ed-2020.pdf>
- OMS. Hipertensión. [Online].; 2019. Available from: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>.
- OMS. (31 de 08 de 2018). Organización Mundial de la Salud. Obtenido de Alimentación sana: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/healthy-diet>
- OMS. (13 de 09 de 2019). Organización Mundial de la Salud. Obtenido de Hipertensión: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/hypertension>
- OMS. (26 de 07 de 2019). Organización Mundial de la Salud. Obtenido de Tabaco: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/tobacco>
- OMS. (01 de 04 de 2020). Organización Mundial de la Salud. Obtenido de Obesidad y sobrepeso: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>
- OMS. (2020). World Health Organization. Obtenido de Diabetes: https://www.who.int/health-topics/diabetes#tab=tab_1

- OPS. (10 de 11 de 2017). Organización Panamericana de la Salud. Obtenido de <https://www.paho.org/es/noticias/10-11-2017-obesidad-uno-principales-impulsores-diabetes>
- Ozili, Peterson K y Arun, Thankom, Spillover de COVID-19: Impact on the Global Economy (27 de marzo de 2020). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3562570>
- Palacios, M. A. (2019). Diseño de casos y controles. Revista Médica Sanitas, 22(3), 130-135. Obtenido de http://www.unisanitas.edu.co/Revista/72/04Rev_Medica_Sanitas_22-3_Maria_Alejandra_Palacios.pdf
- Pérez, A. y Berenguer, M. (2015). Algunas consideraciones sobre la diabetes mellitus y su control en el nivel primario de salud. Revista Médica de Santiago de Cuba, 3(19), s/n.
- Pérez, P., Noroña, D., y Vega, V. (2021). Repercusión SARS-CoV-2 en salud mental y bienestar psicológico del personal Centro de Salud Huambalo 2020. Revista Scientific, 6(19), 243-262, e-ISSN: 2542-2987. Recuperado de: <https://doi.org/10.29394/Scientific.issn.2542-2987.2021.6.19.12.243-262>
- Perkisas, S. y Vandewoude, M. (2016). Where frailty meets diabetes. Diabetes Metab Res Rev, (32), 261-267. doi: 10.1002/dmrr.2743
- Poljansek, K., Vernaccini, L., Nweke, E. & Marin, M. (2020). Imputación de valores perdidos en el Índice de Riesgo Global INFORM, 30037 EN, Oficina de Publicaciones de la Unión Europea, Luxemburgo. <https://doi.org/10.2760/97910>
- Reyes, F. A., Pérez, M. L., Alfonso, E., Ramírez, M., & Jiménez, Y. (2016). Tratamiento actual de la diabetes mellitus tipo 2. Correo Científico Médico, 20(1), 98-121. Obtenido de <http://scielo.sld.cu/pdf/ccm/v20n1/ccm09116.pdf>
- Robles-Velasco, A., Cortés, P., Muñuzuri, J., & Barbadilla-Martín, E. (2020). Aplicación de la regresión logística para la predicción de roturas de tuberías en redes de abastecimiento de agua. Dirección y Organización, 0(70), 78-85. doi: <https://doi.org/10.37610/dyo.v0i70.570>.
- Romero, T. (2009). Hacia una definición de Sedentarismo. Revista Chilena de Cardiología, 28, 409-413. Obtenido de <https://scielo.conicyt.cl/pdf/rhcardiol/v28n4/art14.pdf>
- Salvador Figueras, M (2001): "Análisis de conglomerados o clúster", [en línea] 5campus.org, Estadística <<http://www.5campus.org/leccion/clúster>> [consultado el 7 de abril de 2021].

- Salvador, J.E., Torrens, M.E., Vega, V., & Noroña, D.R. (2021). Diseño y validación de instrumento para la inserción del salario emocional ante la COVID-19. *Retos Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 11(21), 41-52. <https://doi.org/10.17163/ret.n21.2021.03>
- Sánchez, B., Vega, V., Gómez, N., & Vilema, G. E. (2020). Estudio de casos y controles sobre factores de riesgo de diabetes mellitus tipo 2 en adultos mayores. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(4), 156-164.
- Hernández-Sampieri, R. & Mendoza, Ch. P. (2018). Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. Ciudad de México: Editorial McGraw Hill Education.
- Saru, S. y Subashree, S., Análisis y predicción de la diabetes mediante el aprendizaje automático (2 de abril de 2019). *Revista internacional de tecnología emergente e ingeniería innovadora*, volumen 5, número 4, abril de 2019, disponible en SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3368308>
- Saxena, A., Prasad, M., Gupta, A., Bharill, N., Patel, O. P., Tiwari, A., ... y Lin, C. T. (2017). A review of clustering techniques and developments. *Neurocomputing*, 267, 664-681.
- Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación. (11 de abril de 2021). Misión / Visión/ Valores/Objetivos. <https://www.educacionsuperior.gob.ec/valores-mision-vision/>
- SINCIE. (2017). José Supo - Las variables en la investigación científica. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=Lm29We-6dPk>
- Sotgiu, G., Dobler, CC. (2020). Social stigma in the time of coronavirus disease 2019. *Eur Respir J*, 56(2), 1-3. <https://doi.org/10.1183/13993003.02461-2020>
- Statista. (14 de 11 de 2016). Statista. Obtenido de La expansión de la diabetes: <https://es.statista.com/grafico/6698/la-expansion-de-la-diabetes/>
- Supo, J. (2018). José Supo - Regresiones Lineales y Regresiones Logísticas. [Archivo de Vídeo]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=HgXHe1NBHok>
- Supo, J. & Zacarías, H. (2020). Metodología de la investigación científica: Para las Ciencias de la Salud y las Ciencias Sociales. (3ra. Edición). BIOESTADISTICO EEDU EIRL, Arequipa, Perú.

- Teixeira, J., Andrés-Pueyo, A. y Álvarez, E. (2005). La evolución del concepto de tabaquismo. *Cadernos de Saúde Pública*, 21(4), 999-1005. doi: <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2005000400002>
- The Humanitarian Data Exchange. (2020). *INFORM COVID Risk Index - Results and analysis*. <https://data.humdata.org/showcase/inform-covid-risk-index-results-and-analysis>
- Tuomilehto J, Lindström J, Hellmich M, Lehmacher W, Westermeiere T, Evers T, et al. Development and validation of a risk-score model for subjects with impaired glucose tolerance for the assessment of the risk of type 2 diabetes mellitus-The STOP-NIDDM risk-score. *Diab Res Clin Pract*. 2010;87(2):267-74.
- UNICEF. (2018). **Índice de gestión de riesgos para América latina y el Caribe**. <https://www.unicef.org/lac/media/1601/file>
- Varela Mallou, Jesús, Antonio Rial Boubeta y Eduardo Picón Prado (2015). Análisis de conglomerados. Análisis multivariante, (archivo electrónico), España, Universidad de Santiago de Compostela. en http://www.usc.es/export9/sites/webinstitucional/gl/investigacion/grupos/psicom/docencia/grado/analisis/Teoria/tema_6.pdf.
- Vega Falcón, V. (1998). Aplicación de la Matemática Borrosa al cálculo del umbral de rentabilidad. *Revista Costos y Gestión*, 28.
- Vega, V., y Comas, R. (2017). *Gestión del cambio y Dirección Estratégica*. (1era. Edición). Editorial El Siglo, Quito.
- Vega, V., Navarro, M., Pérez, L., & Guerrero, D. (2020). Impacto de la COVID-19 en el aprendizaje de estudiantes con discapacidad. *Revista Científica "ORBIS"*, 5-17. Obtenido de <http://www.revistaorbis.org/pdf/50/art1.pdf>
- Vega, V., Castro, F., & Romero, A. J. (2020). Impacto de la Covid-19 en el turismo mundial. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(S1), 207-216.
- Vega, V., Villacrés, S., y Sánchez, B. (2020). Relación entre índice de masa corporal y trastorno por déficit de atención con hiperactividad en niños. *Revista Cubana de Pediatría*, 92(2), s.f., <http://www.revpediatria.sld.cu/index.php/ped/article/view/793/518>
- Vega, V., Sánchez, B., Castro, F., & Gómez, N. (2021). Impacto de la Covid-19 en el turismo de Latinoamérica y el Caribe. *Universidad y Sociedad*, 13(3), 460-466, <https://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus/article/view/2121>

Verity, R., Okell, L.C., Dorigatti, I., et al. (2020). Estimates of the severity of COVID-19 disease. *Lancet Infect Dis.*, 20(6), 669-677. [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(20\)30243-7](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(20)30243-7)

Vintimilla, C., Astudillo-Salinas, F., Severeyn, E., Encalada, L., & Wong, S. (2017). Agrupamiento de K-medias para estimación de insulino-resistencia en adultos mayores de Cuenca. *Maskana*, 8, 31–39. Recuperado a partir de <https://publicaciones.ucuenca.edu.ec/ojs/index.php/maskana/article/view/1450> Wright, Craig S, Probando la homogeneidad de la varianza (17 de noviembre de 2009). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2953900>

Wright, Craig S, Probando la homogeneidad de la varianza (17 de noviembre de 2009). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2953900>

Yang, Y. (23 de 05 de 2020). Recuperado el 30 de 03 de 2021, de <https://experience.arcgis.com/experience/6e1ccb1ee1bb4469871898646aa62f54>

ANEXOS

Anexo 1. Marco analítico del INFORM COVID RISK INDEX

Dimensión	Categoría	Componente	Subcomponente	Subcomponente
Peligro y exposición	De persona a persona	Población	Densidad de población	
			Crecimiento de la población urbana	
			Población viviendo en áreas urbanas	
			Población viviendo en barrios marginales	
			Tamaño del hogar	
			Saneamiento	
			Agua potable	
			Higiene	
			Movimiento internacional	Transporte aéreo, pasajeros transportados
				Turismo internacional, número de arribos
Vulnerabilidad	Vulnerabilidad COVID-19	Movimiento (25%)	Movimiento interno	Punto de entrada
				Acceso a las ciudades
				Densidad de la carretera

Vulnerabilidad información	Comportamiento (25%)	Conciencia	Tasa de alfabetización de adultos
			Alumnos de telefonía móvil
			Usuarios de Internet
	Demográficos y Comorbilidades (50%)	Confianza	
		Proporción de la población con riesgo elevado de padecer COVID-19	1 + condiciones subyacentes más D
			condiciones (B5+ años)
	Vulnerabilidad de Vulnerabilidad Socio-Económica	Desarrollo y privación	Índice de Desarrollo Humano
			Índice de pobreza multidimensional
		Inequidad	Índice de Inequidad de Género
			Índice Gini
		Índice de Dependencia Económica	Ayuda pública por cápita (US\$)
			Ayuda Oficial al Desarrollo (AOD) media recibida (% de la RNB)
			Volumen de remesas
	Vulnerabilidad de grupos	Personas desamalgadas	
		Condiciones de Salud	VIIH
			Incidencia de Tuberculosis
			Incidencia de la malaria por cada 1.000 habitantes de riesgo
			Personas que requieren intervenciones contra enfermedades tropicales desatendidas
		Seguridad alimentaria	Puntuación de la disponibilidad de

alimentos	
Puntuación de utilización de alimentos	
Falta de capacidad de afrontamiento	Falta de capacidad de reacción ante la COVID-19
	Capacidad del sistema sanitario específica para COVID-19
	Puntuación media de las Capacidades Básicas del Reglamento Sanitario Internacional
	Estado de preparación y respuesta del país para COVID-19
Falta de capacidad de reacción ante el fenómeno	Falta de capacidad de reacción ante el fenómeno
	Infraestructura
	Gobierno
	Acceso a la atención sanitaria
	Capacidad del sistema de salud
	Cobertura de vacunación
	Gasto público y privado per cápita en asistencia sanitaria
	Tasa de mortalidad materna

Fuente: elaboración propia a partir de (INFORMA, 2020)